

**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
Інститут прикладного системного аналізу
Кафедра математичних методів системного аналізу**

«На правах рукопису»
УДК 004.942:519.216.3

«До захисту допущено»
Завідувач кафедри
_____ О.Л. Тимошук
«__» _____ 20__ р.

Магістерська дисертація

**на здобуття ступеня магістра
зі спеціальності 124 Системний аналіз**

на тему: «Моделі і методи для прогнозування нелінійних нестационарних процесів в економіці та фінансах»

Виконав:
Студент(ка) II курсу, групи КА-62м
Ніколенко Вікторія Олександрівна _____

Керівник:
д.т.н., проф.
Бідюк П.І. _____

Рецензент:
д.т.н., проф.
Теленик С.Ф. _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації немає запозичень з праць інших авторів без відповідних посилань.
Студент _____

Київ
2018

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 136с., 26 рис., 28 табл., 1 додаток, 20 джерел.

Актуальність роботи. Фінансово-економічні процеси мають складних характер, що насамперед пов'язане з наявністю нелінійності та нестационарності. Це призводить до необхідності пошуку нових структур прогнозних моделей для підвищення якості прогнозів.

Зв'язок роботи з науковими програмами. Дослідження виконувалось у відповідності наукових задач, що були розглянені у поточному році.

Мета дослідження. Спроекувати та розробити систему для аналізу та прогнозування нелінійних нестационарних процесів.

Задача дослідження. Виконати аналіз загальної проблеми моделювання нелінійних нестационарних процесів; розглянути методи моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів; застосувати різні методи моделювання та прогнозування до досліджуваних процесів і провести порівняльний аналіз отриманих результатів.

Об'єкт дослідження. Нелінійні нестационарні процеси в економіці та фінансах.

Предмет дослідження. Математичні моделі і методи опису нелінійних нестационарних процесів та методи оцінювання прогнозів на їх основі.

Методи дослідження. Використання методу найменших квадратів для оцінки параметрів моделі.

Наукова новизна отриманих результатів. Розроблено систему моделювання нелінійних нестационарних процесів та побудови прогнозів за вибраною моделлю.

Публікації.

1. Ніколенко В.О. Застосування методів інтелектуального аналізу даних для оцінки ВВП України : матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції (м. Одеса, 29–30 липня 2016 р.) / ГО

«Інститут освітньої та молодіжної політики»; Науково-навчальний центр прикладної інформатики НАН України. – Київ : ГО «Інститут освітньої та молодіжної політики», 2016. – 172 с

2. Ніколенко В.О. Аналіз (моделювання і прогнозування) нелінійних нестационарних процесів у фінансово-економічній сфері // Університетський науковий збірник «Системні науки та кібернетика» –К.: NTUU «КРІ», 2018 (прийнято до друку).

ПРОГНОЗ, МОДЕЛЬ, НЕЛІНІЙНІСТЬ, НЕСТАЦІОНАРНІСТЬ,
ЧАСОВИЙ РЯД, АВТОКОРЕЛЯЦІЯ.

ABSTRACT

The theme: Models and methods for forecasting nonlinear nonstationary processes in economy and finances.

Master thesis: 136p., 26 fig., 28 tabl., 1 appendixes, 20 sources.

Actuality of theme. Development of financial and economic processes is complex: the presence of non-stationary and non-linearity, leading to the need to find new structures forecasting models to improve the quality of forecasts. It is necessary for use in decision making.

Relationship of academic programs. The study was carried out in accordance with scientific problems that weren't the department will consider this year.

Purpose. To design and develop a system for the analysis and prediction of nonlinear nonstationary processes.

The research object. The process of adaptation models and forecasting functions for statistical and experimental data.

The task of research. Perform an analysis of the general problem of modeling macroeconomic and nonlinear processes; to consider methods of modeling and prediction of nonlinear non-stationary processes; apply different methods of modeling and forecasting to the investigated processes and conduct a comparative analysis of the results obtained.

Subject of research. Mathematical models, methods and criteria set for the construction of adaptive modeling and forecasting time series.

Research methods. Least squares method to evaluate model parameters.

Scientific novelty of the results. The system of process modeling and forecasting for the selected model. The analysis and comparison to results obtained by different methods of forecasting for selected time series

Publications.

1. Ніколенко В.О. Застосування методів інтелектуального аналізу даних для оцінки ВВП України : матеріали III Міжнародної науково-

практичної конференції (м. Одеса, 29–30 липня 2016 р.) / ГО «Інститут освітньої та молодіжної політики»; Науково-навчальний центр прикладної інформатики НАН України. – Київ : ГО «Інститут освітньої та молодіжної політики», 2016. – 172 с

2. Ніколенко В.О. Аналіз (моделювання і прогнозування) нелінійних нестационарних процесів у фінансово-економічній сфері // Університетський науковий збірник «Системні науки та кібернетика» –К.: NTUU «KPI», 2018 (прийнято до друку).

FORECAST, MODEL, NONLINEARITY, NONSTATIONARITY, TIME SERIES, AUTOCORRELATION.

ЗМІСТ

ВСТУП	12
РОЗДІЛ 1 ЗАГАЛЬНА ПРОБЛЕМАТИКА МОДЕЛЮВАННЯ НЕЛІНІЙНИХ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ	14
1.1 Актуальність розв’язання задач дослідження нелінійних нестационарних процесів.....	14
1.2 Моделі детермінованих і стохастичних трендів	15
1.3 Існуючі системи для аналізу нелінійних нестационарних процесів	18
1.3.1 Графічний аналіз і основні описові статистики	19
1.3.2 Регресійний аналіз	20
1.3.3 Нелінійна регресія	21
1.3.4 Моделі із дискретною залежною змінною	21
1.3.5 Моделювання стаціонарних процесів.....	22
1.3.6 Моделювання нестационарних рядів.....	22
Висновки до розділу.....	23
РОЗДІЛ 2 МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО - ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ	24
2.1 Статистичні критерії для аналізу стаціонарності випадкових процесів.....	24
2.1.1 Гетероскедастичність	25
2.1.2 Інтегрованість (наявність тренду).....	30
2.1.3 Тести на нелінійність.....	34

2.2 Методика моделювання нелінійних нестационарних процесів з наголосом на адаптивний підхід до моделювання	38
2.2.1 Застосування концепції адаптивного прогнозування	39
2.3 Метод групового урахування аргументів та нечіткий метод групового урахування аргументів	42
2.3.1 Основні принципи.....	42
2.3.2 Загальна схема методу.....	45
2.3.3 Опис алгоритму.....	51
2.3.4 Нечіткий метод групового урахування аргументів.....	53
2.4 Методи оцінювання параметрів математичної моделі	57
Висновки до розділу.....	63
РОЗДІЛ 3 Виконання обчислювальних експериментів і аналіз результатів	64
3.1 Критеріальна база для аналізу адекватності моделей і якості оцінок прогнозів	64
3.1.1 Критерії адекватності моделі	64
3.1.2 Критерії вибору кращого прогнозу (формальні статистики)	68
3.2 Опис програмного продукту	70
3.3 Виконання обчислювальних експериментів	74
РОЗДІЛ 4 РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ	97
4.1 Опис ідеї проекту.....	98
4.2 Технологічний аудит ідеї проекту	100
4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту	101
4.4 Аналіз ринкової стратегії проекту	107
4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту	109

Висновки до розділу.....	113
ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ	114
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	116
ДОДАТОК А ІЛЮСТРАТИВНІ МАТЕРІАЛИ ДЛЯ ДОПОВІДІ	118

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

АКФ – автокореляційна функція

АР – авторегресія

АРКС – авторегресія з ковзним середнім

АРУГ – авторегресивна умовна гетероскедастичність

АСПП – абсолютна середня похибка в процентах

ЕУАРУГ – експоненціальні узагальнені авто регресійні умовно гетероскедастичні процеси

ЗНМК – звичайний метод найменших квадратів

МАП – максимальна абсолютна похибка

МіАП – мінімальна абсолютна похибка

ММП – метод максимальної правдоподібності

МНК – метод найменших квадратів

МП – максимальна правдоподібність

ПП – програмний продукт

РМНК – рекурсивний метод найменших квадратів

САПП – середня абсолютна похибка в процентах

СКП – середньоквадратична похибка

СП – середня похибка прогнозу

СПП – середня похибка в процентах

СППР – система підтримки прийняття рішень

УАРУГ – узагальнені авто регресійні умовно гетероскедастичні процеси

СРІ – Consumer price index (індекс споживчих цін)

R^2 — коефіцієнт множинної детермінації

ВСТУП

Фінансово-економічна сфера та пов'язані з нею процеси супроводжують нас на кожному кроці нашого повсякденного життя. Саме тому їх вивчення, а особливо дослідження нелінійних нестационарних процесів, вимагають з кожним днем все більшої уваги від наукового суспільства. Зокрема, все актуальнішими постають питання моделювання та прогнозування процесів, які зараз відбуваються в Україні, адже за умов перехідної економіки та різноманітних зовнішніх чи внутрішньодержавних факторів впливу, набувають нових особливостей.

Для отримання адекватних математичних та статистичних моделей, а також високоякісних прогнозів необхідно критично аналізувати, вдосконалювати і використовувати існуючі методи, наприклад, методи на основі моделей авторегресії із ковзним середнім (АРКС), методи оптимального оцінювання та фільтрації, метод групового врахування аргументів та безліч інших. Однак, для того, щоб досягти суттєвого вдосконалення моделі та отримання досконалішого прогнозу можна завдяки застосуванню нейронних мереж різних модифікацій, нестандартних регресійних підходів до моделювання.

Проблеми математичного моделювання стають все більше актуальними для ефективної організації управління окремими господарюючими суб'єктами та економічними спільнотами внаслідок того, що якість прийнятих рішень великою мірою визначається якістю прогнозування їх наслідків. Тому рішення, прийняті сьогодні, повинні спиратися на достовірні оцінки можливого розвитку досліджуваних явищ та подій в майбутньому.

Прогноз – це інструмент, що являє собою можливість, в рамках якої можуть ставитися реалістичні задачі планування стратегії розвитку суб'єкту. У прогнозуванні використовують математичні методи, які інколи бувають достатньо складними і нетривіальними. Завдяки широкому розповсюдженню

комп'ютерів, простих для розуміння та використання, а головне ефективних програм прогнозування стало швидким і досить ефективним механізмом аналізу.

Саме тому пошук нових або комбінування наявних методів дозволяють отримати більш точну та адекватну модель, яка в свою чергу надає можливість примати ефективні управлінські рішення, є вкрай актуальним.

У першому розділі проведено огляд нелінійних нестационарних процесів. Наведено опис та аналіз існуючих систем для прогнозування та аналізу даних процесів.

У другому наведено опис існуючих методів для аналізу і прогнозування нелінійних нестационарних процесів в економіці та фінансах.

У третьому розділі наведена архітектура створеного програмного продукту, а також проведено аналіз вибраних часових рядів.

У четвертому розділі наведено аналіз можливості розроблення стартап проекту.

Постановка задачі:

- а) виконати аналіз загальної проблеми моделювання макроекономічних та нелінійних процесів;
- б) розглянути методи моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів;
- в) застосувати різні методи моделювання та прогнозування до досліджуваних процесів і провести порівняльний аналіз отриманих результатів;
- г) виробити рекомендації стосовно можливостей подальшого вдосконалення розробленої системи.

РОЗДІЛ 1

ЗАГАЛЬНА ПРОБЛЕМАТИКА МОДЕЛЮВАННЯ НЕЛІНІЙНИХ НЕСТАЦІОНАРНИХ ПРОЦЕСІВ

1.1 Актуальність розв'язання задач дослідження нелінійних нестационарних процесів

На сьогоднішній день існує багато систем різної природи: екологічні, технічні, економічні та фінансові, які функціонують та розвиваються в умовах впливу випадкових збурень різноманітного характеру. А це в свою чергу призводить до виникнення нестационарностей процесів – появи тренду та гетероскедастичності. Нестационарності, як правило, супроводжуються нелінійностями. Це обумовлює необхідність розвитку та використання нетипових підходів до моделювання та прогнозування процесів, які аналізуються.

Яскравими та загальновідомими прикладами таких моделей є соціально-економічні показники, які характеризують економічну ситуацію в Україні. Вони описують ніяк не лінійну поведінку. Тут ознаки нестационарності:

- а) структура макроекономічних процесів нестабільна у часі;
- б) невизначеність майбутнього та критичні значень параметрів керуючих процесів;
- в) складно формалізувати динаміку процесів [1].

За умови, що не всі особливості будуть враховані, недостатнього об'єму статистичної вибірки можлива ситуація, коли коректний аналіз, оцінку та адекватне прогнозування динаміки макроекономічних процесів класичними методами провести буде або неможливо, або отриманий результат буде дуже низької якості.

1.2 Моделі детермінованих і стохастичних трендів

Нелінійні нестационарні процеси можна розділити на три великі підгрупи: інтегровані процеси, гетероскедастичні процеси та процеси, нелінійні за параметрами (Рис. 1.1):

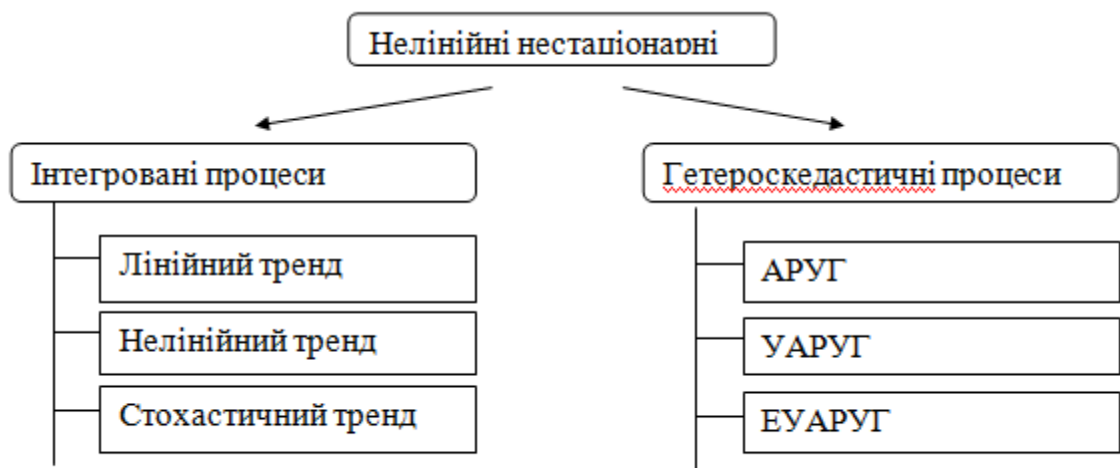


Рисунок 1.1 – Класифікація нестационарних процесів

В свою чергу інтегровані процеси можна розділити на процеси з детермінованим трендом та стохастичним трендом [2]. Детермінований тренд – тренд, який не містить випадкову компоненту і коефіцієнти якого не змінюються протягом довготривалого проміжку часу. Лінійний тренд є прикладом детермінованого тренду. Лінійна форма тренду записується як:

$$Y = a + bt, \quad (1.1)$$

де Y – рівень показника, що вимірюється;

a – початковий рівень тренда в момент або за період, що приймається за початок відліку часу t ;

b – середнє змінєння за одиницю часу, тобто швидкiсть змінєння або константа тренду.

Лiнiйний тренд можна розглядати як узагальнений вираз дiй комплексу факторiв, тобто тренд виступає рiвнодiючою цього комплексу факторiв. Наприклад, таким чином у аграрних системах можна вiдображати тенденцiї змiни найважливиших показникiв: обсягiв виробництва, доходу, врожайностi та iншi.

iншим прикладом, що вiдноситься також до детермiнованих процесiв, але вже є прикладом нелiнiйного тренду є параболiчний тренд:

$$Y = a + bt + ct^2, \quad (1.2)$$

де c – це константа параболiчного тренду, його квадратичний параметр, що дорiвнює половинi прискорєння процесу.

Параболiчний тренд зручно використовувати за наявностi постiйного прискорєння, яке забезпечується впливом важливих чинникiв (зменшення ставки за кредитами, прогресуючим упровадженням нового устаткування, зняттям обмежень в розподiлi ресурсiв та iнше). У разi $c < 0$, тобто при негативному прискорєннi, тренд вiдображає уповiльнене зростання iз збiльшенням iнтенсивностi цього уповiльнення, що притаманно, наприклад, для виробництва продукцiї, що не користується попитом.

Є багато прикладiв нелiнiйного тренду, що вiдноситься до детермiнованих процесiв, зокрема: логарифмiчний тренд – вiдображає показники, якi все важче полiпшити; показниковий тренд – пiдходить для вiдображення процесiв з рiзною мiрою пропорцiйностi змiн у часi; гiперболiчний тренд – вiдображає тенденцiю процесiв, обмежених граничним значенням рiвня, та багато iнших видiв нелiнiйного тренду.

Стохастичний тренд – тренд, який так, як i процес, мiстить випадкову компоненту i коефiцiєнти якого швидко змiнюються в часi. Бiльшiсть часових рядiв у макроекономiцi мають у своїй основi стохастичний тренд. Прикладом

застосування стохастичного тренду є прогнозування та аналіз волатильності на ринку цінних паперів.

Прикладами гетероскедастичних процесів, процесів із змінною в часі дисперсією, є: авто регресійні умовно гетероскедастичні процеси (АРУГ), узагальнені авто регресійні умовно гетероскедастичні процеси (УАРУГ), експоненціальні (ЕУАРУГ) процеси та інші. Дисперсію та стандартне відхилення часто використовують як міру ризику, тому гетероскедастичні процеси зручно використовувати при аналізі та прогнозуванні фінансово-економічних ризиків[2].

Нелінійні процеси – це ті процеси, які неможливо описати лінійною функцією. Поділяються на:

- а) нелінійність відносно змінних;
- б) нелінійність відносно параметрів.

Прикладом нелінійності відносно змінних може бути поліноміальна регресія виду:

$$y(k) = a_0 + a_1x(k) + a_2x^2(k) + a_3x^3(k) + \varepsilon(k). \quad (1.3)$$

Коефіцієнти цього рівняння можна оцінювати звичайним методом найменших квадратів (МНК) при належній побудові матриці вимірювань. Нелінійність відносно параметрів зумовлена наявністю в моделі добутків коефіцієнтів, наприклад, у вигляді:

$$y(k) = a_0 + a_1a_2x(k) + a_2 \exp(-bx(k)) + \varepsilon(k). \quad (1.4)$$

Коефіцієнти (параметри) такої моделі неможливо оцінити за допомогою звичайного МНК, тому для розв'язання цієї задачі використовують нелінійний МНК, метод максимальної правдоподібності чи інші методи нелінійного оцінювання [3].

1.3 Існуючі системи для аналізу нелінійних нестационарних процесів

Використання методів прогнозування важко уявити без відповідних комп'ютерних програм. Хочеться, щоб була найпотужніша система, яка може за мілісекунди обробляти довільну інформацію, а в той же час хочеться, щоб все було дуже зручним та легким у використанні та складніть роботи з нею була мінімальною.

Нище представлено порівняльний аналіз двох найбільш популярних та поширених статистичних пакетів Statistica і Eviews. Statistica має модульну структуру, кожен з яких відповідає за виконання свого конкретного класу завдань, а саме: аналіз тимчасових рядів і прогнозування, множинна регресія, нелінійне оцінювання, факторний аналіз, моделювання структурними рівняннями, непараметрична статистика, дисперсійний аналіз, дискримінант функціональний аналіз. Декілька модулів об'єднано в групу промислова статистика: контроль якості, аналіз процесів, планування експерименту.

Після завантаження пакету програм Statistica і при створенні нового файлу з'являється електронна таблиця, в якій стовпці є змінними, а рядки – спостереженнями.

Дана програма дозволяє імпортувати дані з: MS Excel, MS Access, Foxpro, Paradox, dbase, CSV, SPSS, а також з файлів *.txt.

На відміну від Statistica додаток Eviews не є модульною системою, проте він містить так зване вікно робочого файлу. Об'єктна структура робочого вікна дозволяє працювати одночасно з різними типами інформації. Управління об'єктами здійснюється за допомогою процедур, які у свою чергу можуть самі створювати нові об'єкти.

Кожен об'єкт містить конкретний вигляд інформації: ряд даних, коефіцієнти, графіки і діаграми, моделі, результати обчислень, таблиці, тощо.

Eviews має командний рядок: в нього можна ввести певні команди, що дозволяють виробляти статистичний аналіз даних. Команди можуть бути збережені в окремому файлі, що дуже зручно в роботі.

В Eviews необхідно задати формат даних, перш ніж їх ввести данні. Потім створити об'єкт-типу ряд, ввести кількість змінних і кількість спостережень. В Eviews є можливість працювати з 8 типами даних (річні, піврічні, квартальні, місячні, тижневі (5 днів), тижневі (7 днів), щоденні і недатовані спостереження). Eviews надає можливість працювати з даними взяті з таких програм як: MS Access, Gauss, ODBS, SAS, SPSS, MS Excel, Stata, ACSII, HTML [4].

1.3.1 Графічний аналіз і основні описові статистики

Щоб легко та зручно візуалізувати вихідні параметри моделі або кінцеві результати обчислень користувачу потрібно мати змогу будувати різні графіки, діаграми, корелограми, спектрограми і т.д..

В програмі Statistica перегляд результатів у вигляді графіків виконується безпосередньо з робочого модуля за допомогою відповідних кнопок. Додаток надає можливість задати опцію побудови графіка автоматично після кожної проведеної процедури. Також можна масштабувати дані на графіках. Побудовані корелограми АКФ і ЧАКФ в Eviews можна проглянути в одному вікні, а в пакеті Statistica в різних вікнах, додатково в Statistica вказані межі білого шуму. Результати моделювання в Eviews в графічному режимі можна проглянути за допомогою команд основного меню, а для того, щоб подивитися числові характеристики досліджуваних даних в Eviews можна скористатись командами меню. А щоб зробити це в Statistica необхідно зайти в окремий модуль Основні статистики/Таблиці (Basic Statistics/tables). Для обох пакетів однаковий набір описових статистик.

1.3.2 Регресійний аналіз

Лінійна регресія. У програмі Statistica оцінка коефіцієнтів однофакторною і багатофакторної лінійної регресії здійснюється в окремому модулі Множинна регресія (Multiple regression). Результати можна побачити в діалоговому вікні, де є коефіцієнти, оцінені методом найменших квадратів, коефіцієнт детермінації, статистика Фішера оцінки значимості регресії, статистики Стюдента оцінки значущості коефіцієнтів, коефіцієнт кореляції (матриця кореляцій), статистика Дарбіна-Уотсона. Істотними недоліками додатка Statistica є: по-перше, той факт, що оцінка коефіцієнтів простий регресії виконується лише методом найменших квадратів; по-друге, визначення присутності гетероскедастичності залишків доводиться проводити в окремому модулі (а саме, за допомогою тесту Спірмена в модулі непараметричні статистики). На відміну від Statistica пакет EvIEWS дозволяє проводити оцінку регресії не лише методом найменших квадратів, але також методами максимальної правдоподібності, зваженим і нелінійним методами найменших квадратів, досить просто набрати назву методу в командному рядку при оцінці коефіцієнтів моделі. До того ж EvIEWS дозволяє проводити поправку на гетероскедастичність з врахуванням характеру залежності помилок від незалежної змінної. За допомогою команди меню гетероскедастичність визначається тестом Уайта. Відзначимо, що за допомогою командного рядка можна задати методику виявлення гетероскедастичності методами Парку, Глейзера, тощо. Проблему мультиколінеарності чинників можна здолати в програмі Statistica двома способами: знайти оцінки методом головних компонент (реалізовується в модулі Факторний аналіз (Factor Analysis)) або використовувати гребеневу регресію (можливо лише для Statistica версії старше 6.0).

1.3.3 Нелінійна регресія

Оцінка нелінійної регресії в програмі Statistica виробляється в окремому модулі «Нелінійне оцінювання» (Non-linear estimation), тут можна як задати вигляд залежності самостійно, так і скористатися такими, що є: регресія логіт/пробіт, регресія експоненціального зростання, кусочно-лінійна регресія. Для оцінювання коефіцієнтів нелінійної регресії довільного вигляду використовуються ітеративні методи, такі як квазі-ньютонівський, Хука-Джівса, симплексний та ін. Результатами оцінки є лише індекс детерміації і статистика Фішера. Підбір вигляду гладкої функції можна здійснити лише на основі візуального аналізу графіків. На відміну від цього в програмі Eviews підібрати нелінійну функцію, що щонайкраще відображає залежність, можна на основі тесту Боксу-коксу. Оцінка коефіцієнтів здійснюється на основі нелінійного МНК (NLS) і зваженого МНК (WLS).

1.3.4 Моделі із дискретною залежною змінною

Моделі бінарного вибору (логіт/пробіт моделі) легко оцінюються в пакеті Statistica в модулі Нелінійне оцінювання, вихідними даними служать логарифмічна функція правдо-подібності, обмежена логарифмічна функція правдоподібності, R^2 -статистика, оцінені методом максимальної правдоподібності параметри моделі. На відміну від Statistica Eviews дозволяє будувати не лише моделі бінарного вибору, але також і моделі множинного вибору, як з порядковими, так і з нерегульованими альтернативами. Для цього просто в полі вибору методу оцінювання слід зробити вибір на користь

методу, відповідного шуканій моделі. Вихідними параметрами служать R^2 -статистика, псевдо-коефіцієнт детермінації, логарифмічні функції правдоподібності.

1.3.5 Моделювання стаціонарних процесів

Істотним недоліком програми Statistica є відсутність можливостей перевірки ряду на стаціонарність, і судити про його стаціонарності можна лише на основі візуального аналізу графіка ряду, спектрограми і корелограм АКФ і ЧАКФ. На відміну від цього, додаток Eviews дозволяє провести як звичайний, так і розширений тести Діки-Фуллера на наявність стаціонарності (тести одиничного кореня). Побудова моделей АРКС в програмі Statistica виконується за допомогою модуля Аналіз часових рядів/Прогнозування.

1.3.6 Моделювання нестаціонарних рядів

Звичайне моделювання нестаціонарних рядів проводиться на основі моделі АРІКС, де порядок інтеграції є порядком взяття різниць. У програмі Statistica за допомогою процедури перетворення ряду обчислюють різниці до тих пір, поки ряд не стане стаціонарним, причому стаціонарність можна перевірити лише на основі візуального аналізу, далі ідентифікують і будують модель АРКС. У додатку Eviews для побудови моделі АРІКС використовується розширений тест Діки-Фуллера, причому перевірка стаціонарності виробляється автоматично після взяття різниці першого або другого порядків (відповідний порядок слід вказати в діалоговому вікні).

Звідси можна зробити вивід, що побудову моделі АРІКС бажано робити в Eviews.

Висновки до розділу

В сучасному світі усі процеси підлягають їх математичному опису. Фінансова та економічна галузь весь час потребує більш точних прорахунків та прогнозів. Для того, щоб можна було вести подальший аналіз процесу та мати можливість передбачити його наслідки процес потребує свого відтворення, своєї математичної моделі, яка повністю би описувала поведінку цього процесу. Як і процеси математичні моделі бувають різного характеру: лінійні, нелінійні, стаціонарні, нестаціонарні. Звісно в навколишньому середовищі більш розповсюджені нелінійні нестаціонарні процеси. Тому розглянутий в цій роботі матеріал стосується моделювання, прогнозування нелінійних нестаціонарних процесів.

Якість побудованої моделі багато в чому залежить від коректного застосування методів оцінювання параметрів моделей. Як у лінійних та нелінійних процесах, параметри можна оцінити за допомогою методу найменших квадратів, методу максимальної правдоподібності, методу Монте-Карло для марковських ланцюгів. Нелінійні методи потребують задавання початкових умов і контролю збіжності процесу оцінювання.

РОЗДІЛ 2

МЕТОДИ ПРОГНОЗУВАННЯ ФІНАНСОВО - ЕКОНОМІЧНИХ ПРОЦЕСІВ

2.1 Статистичні критерії для аналізу стаціонарності випадкових процесів

Розрізняють стаціонарність слабку і сильну. Слабку стаціонарність називають ще:

- а) стаціонарністю по коваріації;
- б) стаціонарністю другого порядку;
- в) стаціонарністю в широкому смислі.

Формально стохастичний процес із скінченним середнім та дисперсією називають стаціонарним по коваріації, якщо для всіх k і $k-s, (k=0, 1, 2, \dots; s=0, 1, 2, \dots)$ виконуються наступні умови:

- 1) математичне сподівання не залежить від часу:

$$E[y(k)] = E[y(k-s)] = \mu = \text{const}; \quad (2.1)$$

- 2) дисперсія залишається постійною для всього часового інтервалу, на якому розглядається процес:

$$\begin{aligned} E\{[y(k) - \mu]^2\} &= E\{[y(k-s) - \mu]^2\} = \sigma_y^2 = \text{const}, \\ \text{var}[y(k)] &= \text{var}[y(k-s)] = \sigma_y^2 = \text{const}; \end{aligned} \quad (2.2)$$

- 3) автоковаріація залишається незмінною в часі для всього часового інтервалу:

$$\begin{aligned} E\{[y(k) - \mu][y(k-s) - \mu]\} &= \\ &= E\{[y(k-j) - \mu][y(k-j-s) - \mu]\} = \gamma(s) = \text{const}, \end{aligned}$$

$$\text{cov}[y(k), y(k-s)] = \text{cov}[y(k-j), y(k-j-s)] = \gamma(s) = \text{const.} \quad (2.3)$$

Сильна стаціонарність не вимагає, щоб математичне сподівання та дисперсія були константами.

Таким чином, слабка стаціонарність накладає більш строгі обмеження на поведінку випадкового процесу ніж сильна. В подальшому будемо розглядати ті процеси, які є стаціонарними по коваріації, тобто, стаціонарні в слабкому сенсі. Відповідно, процес буде вважатись нестаціонарним, якщо не виконується хоча б одна з умов (2.1) - (2.3) [2].

Слід зауважити, що математичне сподівання, дисперсію коваріацію та дисперсію, тобто основні статистичні характеристики процесу, можна обчислювати на основі конкретних значень часового ряду (вибіркові характеристики) або на основі математичної моделі, що описує процес (теоретичні характеристики).

Також під час дослідження стаціонарності процесів важливо знати необхідні та достатні умови їх стаціонарності. Завдяки чому можна визначити конкретні параметри та їх комбінації, що впливають на стаціонарність.

Надалі розглянемо два типи сильної стаціонарності:

- а) процеси зі змінним математичним сподіванням або процеси з трендом;
- б) процеси зі змінною дисперсією або гетероскедастичні процеси.

2.1.1 Гетероскедастичність

Перевірка наявності гетероскедастичності можлива за допомогою наступних тестів:

- а) тест Уайта;
- б) тест Бройша-Пагана/Годфрі;
- в) тест Голдфельда-Квандта.

Розглянемо більш детально кожен із них.

Тест Уайта.

Умовою використання цього тесту для виявлення присутності гетероскедастичності є побудова допоміжної моделі регресії для квадратів залишків, що генеруються в результаті застосування звичайного методу найменших квадратів (ЗМНК) до часових рядів. Регресія квадратів залишків містить в собі (в правій частині) константу, а також всі ненадлишкові регресори на множині всіх регресорів, яка включає самі регресори, їхні квадрати та взаємні добутки. Наприклад, нехай будується початкова регресія у вигляді:

$$y(k) = a_0 + a_1 x_1(k) + a_2 x_2(k) + \varepsilon(k), \quad (2.4)$$

тобто вектор вимірів незалежних змінних має вигляд: $[1 \ x_1 \ x_2]^T$. В даному випадку всього є дев'ять можливих змінних, але 1 в квадраті залишається одиницею, а взаємні добутки регресорів на 1 також нічого не змінюють. Тому множина всіх ненадлишкових змінних, яка складається із регресорів, їхніх квадратів та взаємних добутків, має вигляд: $[1 \ x_1 \ x_2 \ x_1^2 \ x_2^2 \ x_1 x_2]$.

Якщо висунути гіпотезу про існування гетероскедастичності, то добуток NR^2 буде мати в асимптотиці розподілення хі-квадрат $\chi^2(5)$, де 5 означає число регресорів без константи; R^2 – коефіцієнт множинної детермінації. В загальному випадку можна записати, що $NR^2 \leftrightarrow \chi^2(q)$, тобто добуток NR^2 приблизно має хі-квадрат розподіл при використанні в регресії q регресорів (константа не враховується). Цей тест дає можливість виявити присутність гетероскедастичності, але не вказує на її форму і, як наслідок, на тип алгоритму оцінювання параметрів, який необхідно використовувати.

Використання тесту Уайта передбачає використання МНК для оцінювання параметрів початкової моделі [3].

Ще однією проблемою, пов'язаною із використанням цього тесту, є те, що число ступенів свободи в розподілі χ^2 може приймати велике значення, що знижує якість тестування. Наприклад, нехай початкова регресійна модель має r регресорів (разом із константою). Тоді в загальному випадку $q = [r(r+1)/2] - 1$ [5]. Якщо $r = 10$, то $q = 54$. Якщо серед регресорів є фіктивні змінні (змінні, що вводяться регресію з метою виключення із алгоритму оцінювання частини вимірів), то число ступенів свободи буде дещо меншим. Іноді значення q зменшують шляхом введення в регресію квадратів регресорів, але виключають взаємні добутки [6].

Тест Бройша-Пагана/Годфрі

Розглянемо лінійну регресію:

$$y(k) = x^T(k)\beta + \varepsilon(k), \quad (2.5)$$

де $\mathbf{x}^T(k) = [1 \ x_2(k) \ x_3(k) \ \dots \ x_r(k)]$.

Припустимо, що гетероскедастичність має наступну форму:

$$\begin{aligned} E[\varepsilon(k)] &= 0, \quad \forall k, \\ \text{var}[\varepsilon(k)] &= E[\varepsilon^2(k)] = \sigma_\varepsilon^2 = h(\alpha \mathbf{z}^T(k)), \end{aligned} \quad (2.6)$$

де $\mathbf{z}^T(k) = [1 \ z_2(k) \ z_3(k) \ \dots \ z_p(k)]$ – вектор відомих змінних;
 $\alpha = [\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_p]$ – вектор невідомих коефіцієнтів; $h(\cdot)$ – деяка невизначена функція, яка може приймати тільки додатні значення. Нуль-гіпотеза щодо гомоскедастичності формулюється як:

$$H_0 : \alpha_2 = \alpha_3 = \dots = \alpha_p = 0, \quad (2.7)$$

а це означає, що:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = h(\alpha_1) = \text{const} . \quad (2.8)$$

При такій нуль-гіпотезі можна оцінювати коефіцієнти моделі (2.5) за допомогою ЗМНК в припущенні про нормальність розподілу збурень в правій частині рівняння. Процедура застосування тесту на гетероскедастичність в даному випадку досить проста і її можна представити у вигляді наступних кроків:

1. Оцінити параметри початкового рівняння (2.5) за допомогою звичайного МНК, сформувати масив залишків:

$$e(k) = y(k) - \mathbf{x}^T(k)\boldsymbol{\beta} \quad (2.9)$$

та обчислити дисперсію:

$$\sigma_{\varepsilon}^2 = \sigma_e^2 = N^{-1} \sum e^2(k) . \quad (2.10)$$

2. Знайти оцінки регресії $e^2(k)/\sigma_e^2$ на $z(k)$ за допомогою ЗМНК та обчислити значення похибки ESS (explained sum of squares) за виразом:

$$ESS = \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} - N \mu_y^2 , \quad (2.11)$$

де μ_y – середнє значення послідовності $\{y(k)\}$.

3. При прийнятій нуль-гіпотезі $H_0 \quad \frac{1}{2}ESS \leftrightarrow \chi^2(p-1)$. Таким чином, гіпотеза щодо гомоскедастичності відхиляється, якщо $ESS/2$ перевищує вибране критичне значення із χ^2 - розподілу.
4. Простішим, але асимптотично еквівалентним підходом, є оцінювання регресії $e^2(k)$ на $z(k)$. Величина NR^2 , обчислена для цієї регресії, буде мати в асимптотиці розподіл $\chi^2(p-1)$ при прийнятій нуль-гіпотезі [6].

Зв'язок між різними видами похибок регресійної моделі визначається за виразом:

$$(\mathbf{y}^T \mathbf{y} - N\mu_y^2) = (\beta^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \beta - N\mu_y^2) + \mathbf{e}^T \mathbf{e}$$

або $TSS = ESS + RSS,$ (2.12)

де TSS - загальна похибка регресії (total sum of squares);

RSS - сума квадратів похибок моделі (residual (unexplained) sum of squares).

Щоб використовувати цей тест необхідно мати змінні z , які спричиняють гетероскедастичність, проте немає необхідності знати функціональну форму гетероскедастичності. Ця інформація може бути невідомою. На практиці кандидати в змінні z можуть бути вибрані з вектора регресорів $x^{(k)}$. В такому випадку послідовність використання даного тесту така ж як і тесту Уайта [6].

Тест Голдфельда-Квандта

Цей спрощений тест застосовують в тих випадках, коли є одна змінна (як правило, з числа регресорів), що приводить до гетероскедастичності.

Припустимо, наприклад, що $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ позитивно корельована з i -м регресором x_i . Тоді процедура тестування складається із наступних кроків:

1. Упорядкувати (за зростанням чи зменшенням) масив значень регресора x_i .
2. Виключити із аналізу c середніх значень змінної.
3. Побудувати окремо авторегресії для перших та останніх $\frac{N-c}{2}$ значень за умови, що їх достатньо для оцінювання заданого числа параметрів моделі.
4. Обчислити значення похибок RSS_1 і RSS_2 , де індекс 1 відноситься до регресії, яка оцінювалась за меншими значеннями x_i , а 2 відноситься до регресії, яка оцінювалась за більшими значеннями x_i . Тоді відношення $R = \frac{RSS_2}{RSS_1}$ буде мати (в припущенні існування гетероскедастичності) F -розподіл із $[\frac{N-c-2r}{2}, \frac{N-c-2r}{2}]$ ступенями свободи.

При висуванні альтернативної гіпотези F матиме велике значення.

Таким чином, якщо $R < F_{0.95}$, то гіпотеза про існування гетероскедастичності буде відхилена на рівні значимості 5%.

Якість тестування при використанні даного тесту залежить (окрім інших факторів) від числа середніх спостережень, які виключаються із аналізу. Так, при великому значенні c якість тестування буде низькою, оскільки RSS_1 і RSS_2 матимуть невелику кількість ступенів свободи. Однак, якщо значення c невелике, то якість тестування також буде низькою, оскільки зменшуватиметься різниця між RSS_1 і RSS_2 . Рекомендується вибирати значення $c \approx N/3$ [3].

2.1.2 Інтегрованість (наявність тренду)

Для визначення наявності нестационарності (тобто наявності одиничного кореня – тобто тренду) можна використовувати тест Дікі-

Фуллера. Суть тесту: для визначення присутності одиничного кореня запропоновано скористатись трьома наступними рівняннями:

$$\Delta y(k) = \gamma y(k-1) + \varepsilon(k), \quad (2.13)$$

$$\Delta y(k) = a_0 + \gamma y(k-1) + \varepsilon(k), \quad (2.14)$$

$$\Delta y(k) = a_0 + \gamma y(k-1) + a_2 k + \varepsilon(k). \quad (2.15)$$

де k - дискретний час;

$\gamma = a_1 - 1$ - коефіцієнт у рівнянні: $\Delta y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + \varepsilon(k)$.

Різниця між рівняннями (2.13) та (2.14), (2.15) полягає у присутності детермінованих членів a_0 і $a_2 k$ у рівняннях (2.14) і (2.15), відповідно. Рівняння (2.13) представляє собою модель випадкового кроку (або “блукання”), друге включає зсув у вигляді константи a_0 , а третє включає зсув та детермінований лінійний часовий тренд.

У всіх трьох рівняннях нас цікавить параметр γ . Якщо $\gamma = 0$, то послідовність $\{y(k)\}$ містить одиничний корінь. Застосування тесту Дікі-Фуллера (ДФТ) передбачає оцінювання одного або більше з наведених вище трьох рівнянь за допомогою МНК або ММП для отримання оцінки параметра γ та стандартної похибки цієї оцінки. На основі оцінки та її стандартної похибки обчислюється t -статистика, котра порівнюється із значеннями, наведеними в таблицях Дікі-Фуллера. На основі цього порівняння приймається рішення щодо справедливості або відхилення нуль-гіпотези, що $\gamma = 0$.

Нехай для рівняння $y(k) = a_1 y(k-1) + \varepsilon(k)$ на основі 100 спостережень отримана наступна оцінка параметра $\hat{a}_1 = 0.9459$ із стандартною похибкою $SE_{a_1} = 0.031$. Очевидно, що оцінювання рівняння $\Delta y(k) = \gamma y(k-1) + \varepsilon(k)$ приведе до оцінки $\hat{\gamma} = -0.0541$ з тією ж стандартною похибкою 0,031. Таким чином, для нуль-гіпотези $\gamma_0 = 0$ відповідна t -статистика буде дорівнювати: $t = -0.0541/0.031 = -1.74516$.

Із таблиць Дікі-Фуллера для випадку $a_0 = a_2 = 0$ при $N = 100$ знаходимо, що критичні значення t -статистики дорівнюють $-1,61$; $-1,95$ та $-2,60$ при рівнях значимості 10%, 5% та 1%, відповідно. Таким чином, в розглянутому гіпотетичному випадку при $\hat{\gamma} = -0,0541$ нуль-гіпотеза щодо $\gamma = 0$ (тобто, одиничний корінь присутній) не може бути відхилена при рівнях значимості 5% та 1%, але вона відхиляється при рівні значимості 10%. Як і в більшості інших випадків перевірки гіпотез, для будь-якого рівня значимості, критичні значення t -статистики зменшуються при збільшенні розміру вибірки.

Методика тестування на присутність одиничного кореня залишається незмінною для всіх трьох рівнянь (2.13)-(2.15). Проте, критичні значення t -статистики залежать від структури моделі, тобто, від того чи присутні в моделі зсув α_0 та детермінований тренд $\alpha_2 k$. Автори методики визначили, що критичні значення для $\gamma = 0$ залежать від структури регресійного рівняння та від довжини вибірки. Так, для рівняння (2.13) використовується статистика, що позначається через τ , для рівняння (2.14) – статистика позначається τ_μ , а для рівняння (2.15) – через τ_τ .

Якщо в модель включити константу (зсув), але $a_2 = 0$, то необхідно користуватись іншою частиною таблиці критичних значень для t -статистики. Оцінюючи рівняння для гіпотетичного прикладу у формі: $\Delta y(k) = a_0 + \gamma y(k-1) + \varepsilon(k)$, знайдемо, що $\gamma = 0,9135 - 1 = -0,0865$ із стандартною похибкою 0,041. Таким чином, отримаємо наступне значення t -статистики: $\tau_\mu = -0,0865/0,041 = -2,1098$.

З таблиць знову знаходимо, що для 100 спостережень критичні значення дорівнюють $-2,58$; $-2,89$ та $-3,51$ на рівнях значимості 10%, 5% та 1%, відповідно. Таким чином, нуль-гіпотеза щодо присутності одиничного кореня ($\gamma = 0$) не може бути відхилена при всіх рівнях значимості, закладених в таблицю Дікі-Фуллера [6].

Якщо ж скористатись структурою моделі у вигляді: $\Delta y(k) = a_0 + a_1 y(k-1) + a_2 k + \varepsilon(k)$, то знайдемо, що критичні значення статистики τ_τ дорівнюють -3,45 та -4,04 при рівнях значимості 5% і 1%, відповідно.

Критичні значення не зміняться, якщо рівняння (2.13), (2.14) і (2.15) замінити наступними рівняннями авторегресії:

$$\Delta y(k) = \gamma y(k-1) + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y(k-i-1) + \varepsilon(k), \quad (2.16)$$

$$\Delta y(k) = a_0 + \gamma y(k-1) + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y(k-i-1) + \varepsilon(k), \quad (2.17)$$

$$\Delta y(k) = a_0 + \gamma y(k-1) + a_2 k + \sum_{i=2}^p \beta_i \Delta y(k-i-1) + \varepsilon(k). \quad (2.18)$$

Тобто, при використанні цих рівнянь для тестування нуль-гіпотези $\gamma = 0$ використовують ті ж статистики: τ , τ_μ і τ_τ . Для перевірки об'єднаних гіпотез щодо коефіцієнтів Дікі і Фулер запропонували ще три наступних F -статистики: ϕ_1 , ϕ_2 і ϕ_3

Так, статистика ϕ_1 використовується для перевірки нуль-гіпотези щодо $\gamma = a_0 = 0$ в рівняннях (2.14) і (2.17). Статистика ϕ_2 використовується для перевірки об'єднаної гіпотези $a_0 = \gamma = a_2 = 0$ в рівняннях (2.17) і (2.18), а статистика ϕ_3 - для перевірки об'єднаної гіпотези $\gamma = a_2 = 0$.

Статистики ϕ_1 , ϕ_2 і ϕ_3 обчислюються по аналогії із звичайними F -статистиками: $\phi_i = \frac{[RSS_1 - RSS_2]r}{RSS_2(N-n)}$, де RSS_1 і RSS_2 - суми квадратів похибок (СКП), обчислених для моделей з обмеженнями та моделей без обмежень; r - число обмежень; N - число використаних спостережень; n - число параметрів, оцінених для необмеженої моделі. Можливими обмеженнями можуть бути обмеження на порядок моделі та їх структуру [7].

Обчислення значення ϕ_i та його порівняння із відповідним значенням, запропонованим Дікі і Фулером, дозволяє визначити рівень значимості, на якому обмеження на модель відіграють суттєву роль. При цьому за нуль-

гіпотезу приймають те, що дані генеруються моделлю з обмеженнями, а за альтернативну – що дані генеруються моделлю без обмежень. Якщо обмеження не відіграє суттєвої ролі, то сума квадратів похибок для моделі з обмеженнями буде близькою до СКП для моделі без обмежень. Відповідно, ϕ_i буде мати при цьому невелике значення, тобто, при великих значеннях ϕ_i обмеження відіграють суттєву роль і нуль-гіпотеза відхиляється.

Таким чином, якщо розраховане значення ϕ_i є меншим ніж відповідна статистика Дікі і Фуллера, то приймається модель з обмеженнями (тобто, приймається нуль-гіпотеза). Якщо ж розраховане значення ϕ_i є більшим ніж відповідна статистика Дікі і Фуллера, то нуль-гіпотеза відхиляється і приймається альтернативна, тобто, що обмеження грають суттєву роль і модель повинна бути без обмежень.

Необхідно також виконати перевірку гіпотез щодо значимості константи a_0 та коефіцієнта a_2 , значимість якого означає присутність часового тренду. Якщо нуль-гіпотеза визначена як $\gamma = 0$, то тестування на присутність часового тренду виконується за допомогою статистики $\tau_{\beta\tau}$. Таким чином, ця статистика виконує перевірку чи $a_2 = 0$ при $\gamma = 0$. Для перевірки гіпотези щодо $a_0 = 0$, необхідно скористатись статистикою $\tau_{\alpha\tau}$ якщо оцінюється модель (2.18), або статистикою $\tau_{\alpha\mu}$, якщо оцінюється модель [3].

2.1.3 Тести на нелінійність

Для розв'язання цієї задачі можна використовувати різноманітні критерії, однак необхідно бути обізнаними про їх можливості. На простому прикладі показано, що застосування лінійних коваріаційних функцій не завжди призводить до позитивних результатів. Нехай при визначенні структури

моделі не були обчислені деякі пояснюючі змінні й у результаті корельовані залишки описуються таким рівнянням:

$$\xi(k) = cu(k-1)e(k-1) + e(k), \quad (2.19)$$

де $e(k)$ - білий гаусівський шум;

$E[e(k)] = 0$, $E[u(k)] = 0$, $E[e(k)u(k)] = 0$, тобто, змінні $e(k)$ і $u(k)$ некорельовані і мають нульове середнє;

c - масштабний коефіцієнт.

Можна показати, що нормована автокореляційна функція залишків із нормованої функції взаємної кореляції між вхідним сигналом $u(k)$ і залишками мають вигляд:

$$\Phi_{\xi\xi}(\tau) = \delta(\tau), \Phi_{u\xi}(\tau) = 0, \forall \tau. \quad (2.20)$$

Однак, із рівняння (2.19) випливає, що $\xi(k)$ - корельована послідовність, що буде вносити зсув в оцінки параметрів моделі. Отже, у загальному випадку лінійні кореляційні методи не дозволяють визначити факт наявності нелінійних ефектів і їхній вплив на процес.

Щоб оцінити тип зв'язку між входом і виходом (тобто, зв'язок лінійна або нелінійна) можна скористатися спектральною функцією високого порядку виду:

$$X_{ij} = \frac{|S_{\omega}(\omega_i, \omega_j)|^2}{S_{\omega}(\omega_i)S_{\omega}(\omega_j)S_{\omega}(\omega_i/\omega_j)}, \quad (2.21)$$

де $S_{\omega}(\omega_i, \omega_j)$ - біспектральна щільність потужності;

$S_{\omega}(\omega_i)$ - спектральна щільність потужності часового ряду.

При $S_{\omega}(\omega_i, \omega_j) = 0, \forall \omega_i, \omega_j$ процес буде лінійним і третій момент вхідного сигналу $\mu_3 = 0$. Проте, якщо $X_{ij} = \text{const}$, ті процес лінійний, але $\mu_3 \neq 0$.

Такий підхід до визначення присутності нелінійностей має два недоліки:

- а) оцінювання спектральної щільності потужності потребує застосування спеціального попередньої обробки сигналів у вигляді застосування часових вікон, усереднення, цифрової фільтрації і т.п;
- б) по-друге, він не завжди може бути використаний при розв'язанні задач ідентифікації систем, оскільки він не дає можливості одержати оцінки параметрів моделі в явному вигляді;
- в) крім того, при розв'язанні цих же задач не завжди є можливість одержати виміри вхідного сигналу або ж інформативний вхідний сигнал одержують штучно у вигляді спеціально генерованих послідовностей, що не завжди можна подавати на вхід об'єкта внаслідок особливостей його функціонування [8].

Стосовно економічних процесів: зазвичай, неможливо поставити експеримент із процесом. Саме тому використовують тільки ті статистичні дані, які можна збирають в процесі дослідження. У загальному випадку при ідентифікації систем використовують три типи сигналів: вхідного, вихідного і збурення. При цьому вхідний керуючий сигнал вважають незалежним від збурення. У результаті виявляється неможливим з'ясувати деякі типи зв'язків.

Можливо використання також дисперсійного методу визначення присутності нелінійностей, який заснований на застосуванні наступної функції:

$$\Psi_{zu}(t_1, t_2) = E_{u(t_2)} [E_{z(t_1)} [z(t_1) | u(t_2)] - E_{z(t_1)} [z(t_1)]]^2, \quad (2.22)$$

яка обчислюється за допомогою достатньо складаного інтегрального рівняння, якщо відомі відповідні щільності розподілу можливостей сигналів, що не завжди можна визначити [3].

Крім розглянутих підходів до визначення наявності нелінійностей, при побудові регресійних моделей можна скористатися більш простими тестами. Наприклад, статистикою Фішера:

$$F' = \frac{\frac{1}{k-2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} n_i (\bar{y}_i - y'_i)^2}{\frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2}, \quad (2.23)$$

де k - число груп даних;

n_i - число вимірів у групі;

\bar{y}_i - групове середнє;

y'_i - значення, що оцінюють по прямій регресії;

n - загальне число вимірів.

Фактично, дана статистика являє собою таке відношення:

$$F' = \frac{\text{Відхилення середніх значень від прямої регресії}}{\text{Відхилення значень } y(k) \text{ від групових середніх}}. \quad (2.24)$$

Якщо статистика F' зі $v_1 = k - 2, v_2 = n - k$ ступенями свободи досягає або перевершує рівень значимості, то гіпотезу про лінійність потрібно відкинути [2].

2.2 Методика моделювання нелінійних нестационарних процесів з наголосом на адаптивний підхід до моделювання

Необхідно застосовувати адаптивні схеми оцінювання прогнозів для підвищення якості прогнозування процесів з довільними статистичними характеристиками, а також щоб забезпечити якість оцінок прогнозів в умовах нестационарності досліджуваного процесу. Вихідними величинами для аналізу якості прогнозів та формування адаптивних схем їх оцінювання є значення похибок прогнозів та їх статистичні характеристики [9]. Щоб розв'язати задачу адаптації прогнозуючої моделі до вимог, що стосуються якості прогнозу можна використати наступні обчислювальні можливості:

- а) рекурсивне оцінювання параметрів математичних і статистичних моделей, що сприяє уточненню моделі та підвищенню якості прогнозу з надходженням нових даних;
- б) автоматизований аналіз часткової автокореляційної функції (ЧАКФ) залежної (основної) змінної з подальшим корегуванням структури моделі шляхом введення/вилучення додаткових лагових значень;
- в) почергове введення в модель можливих регресорів та аналіз їх впливу на якість прогнозу;
- г) автоматизований аналіз функції часткової взаємної кореляції основної змінної з регресорами з метою корегування лагових значень регресора у правій частині рівняння [10,11].

Використання певної схеми варіюється в залежності від конкретної постановки задачі, якості та об'єму експериментальних (статистичних) даних, визначених вимог до якості оцінок прогнозів та часу, котрий наявний для виконання обчислень. При створенні системи адаптивного прогнозування необхідно враховувати особливості кожного із методів адаптивного формування оцінки прогнозу.

2.2.1 Застосування концепції адаптивного прогнозування

Розглянемо процес ціноутворення на біржі з використанням індикаторів технічного аналізу. Відомо, що досвідчені трейдери на біржах досить успішно використовують індикатори технічного аналізу, які формують на основі даних стосовно фактичного руху цін на протязі визначеного проміжку часу. Створено ряд індикаторів технічного аналізу, які часто використовують трейдери і аналітики фінансових структур, серед них такі: Pivot Point, Woodie's Pivot Points, Fibonacci's Pivot Points, Camarilla's Pivot Points. Розглянемо для прикладу Pivot Point (табл. 2.1).

Таблиця 2.1 - Індикатор Pivot Points

№ п/п	Позначення	Вираз для обчислення
1	$R\ 1$	$2\ Pivot - L$
2	$R\ 2$	$Pivot + (H - L)$
3	$R\ 3$	$H + 2 (Pivot - L)$
4	$Pivot$	$(H + L + C)/3$
5	$S\ 1$	$2\ Pivot - H$
6	$S\ 2$	$Pivot - (H - L)$
7	$S\ 3$	$L - 2 (H - Pivot)$

В таблиці використано такі позначення: H – найвища ціна минулого дня; L – найнижча ціна минулого дня; C – ціна закриття минулого дня; $Pivot$ – “точка” розвороту; $S\ 1$ – перший рівень підтримки; $S\ 2$ – другий рівень

підтримки; $S3$ – третій рівень підтримки; $R1$ – перший рівень супротиву; $R2$ – другий рівень супротиву; $R3$ – третій рівень супротиву.

Принцип роботи індикатора такий: якщо ціна відкриття вища за *Pivot* і рух ціни починається донизу, то з точки зору технічного аналізу існує ймовірність того, що після досягнення значення *Pivot* ціна піде вгору. У випадку, коли цього не сталося і ціна продовжує прямувати донизу, з точки зору технічного аналізу існує ймовірність розвороту руху ціни або зупинки руху ціни донизу при підході до рівня $S1$. Така ж сама ситуація має місце для $S2$ та $S3$. Зазначимо, що до значення $S3$ ціна доходить дуже рідко. Але якщо таке трапляється і ціна опускається нижче рівня $S3$, то ймовірність майбутнього руху вниз є дуже незначною. Аналогічна ситуація має місце у випадку руху ціни угору (тільки замість $S1$, $S2$, $S3$ необхідно користуватись $R1$, $R2$, $R3$).

Оскільки в процесах формування цін біржових активів зустрічаються участки з нелінійностями довільного характеру, то для описання таких даних необхідно використовувати нелінійні моделі. Однією з досить простих моделей такого типу є логістична регресія. Для прогнозування напрямку руху ціни будується модель логістичної регресії. Якщо в момент часу $t+1$ ціна активу виявляється вищою ніж в момент часу t , то позначаємо це зростання через „1”, а спадання відповідно через „0”. Ці значення використані як вхідні для моделі логістичної регресії. Такі ж позначення використаємо для зростання і спадання відповідних вихідних значень індикатора *Pivot Point*, які

позначимо $\hat{S}1, \hat{S}2, \hat{S}3, \hat{P}, \hat{R}1, \hat{R}2, \hat{R}3$ і подамо їх на вхід логістичної регресії.

Для прогнозування напрямку руху максимальної ціни вибраної акції побудована модель має такий вигляд:

$$g_{\max 1}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1 + e^{x_1(k)}}, \quad (2.25)$$

$$\text{де } x_1(k) = -0,993 + 1,604 \cdot \hat{S}1(k) - 0,649 \cdot \hat{S}2(k) + 0,363 \cdot \hat{S}3(k) + 0,355 \cdot \hat{P}(k) - \\ - 0,298 \cdot \hat{R}1(k) - 0,217 \cdot \hat{R}2(k) - 0,278 \cdot \hat{R}3(k).$$

Порогове значення ймовірності вибираємо з умови мінімуму похибок 1-го та 2-го роду. В данному випадку за порогове вибрано значення 0,29; похибка першого роду складає 18, другого – 57, а кількість правильно спрогнозованих співпадань напрямку руху цінового процесу складає 173 (69,76%).

Для мінімальної ціни активу побудована така модель логістичної регресії:

$$g_{\min}(x_2) = \frac{e^{x_2(k)}}{1 + e^{x_2(k)}}, \quad (2.26)$$

$$\text{де } x_2(k) = -0,139 + 1,21 \cdot \hat{S}1(k) - 0,979 \cdot \hat{S}2(k) - 0,472 \cdot \hat{S}3(k) - 0,22 \cdot \hat{P}(k) + \\ + 0,423 \cdot \hat{R}1(k) + 0,577 \cdot \hat{R}2(k) - 0,01 \cdot \hat{R}3(k).$$

Для порогового значення ймовірності 0,42 похибка першого роду склала 21, другого – 63, а кількість коректно спрогнозованих співпадань напрямку руху дорівнює 164 (66,13%) [10].

2.3 Метод групового урахування аргументів та нечіткий метод групового урахування аргументів

2.3.1 Основні принципи

МГУА ґрунтується на переборі моделей, що поступово ускладнюються, та їх оцінюванні за зовнішнім критерієм. Структура моделі та ступінь впливу параметрів на вихідну величину визначаються автоматично. Кращою є та модель, що приводить до мінімального значення зовнішнього критерію.

МГУА створений для моделювання складних систем, прогнозування, ідентифікації та апроксимації багатофакторних систем, діагностики, розпізнавання образів та кластеризації вибірки даних. Аналітично доведено, що в результаті застосування тільки цього індуктивного методу самоорганізації до неточних, зашумлених та/або коротких вибірок даних може бути знайдена оптимальна математична модель.

У економічній області метод успішно застосовано, наприклад, до таких процесів:

- а) ідентифікації процесу інфляції економіки Великобританії;
- б) моделювання економіки Великобританії з метою виявлення кращих законів керування системою;
- в) аналізу та передбачення показників економічних процесів у Німецькій Демократичній Республіці;
- г) прогнозування та оцінювання головних діючих факторів у економіці США;
- д) оптимізації за сценарієм «якщо ... , то» та нормативного прогнозування курсу долара у період Перської нафтової кризи;
- е) прогнозування індексів біржового ринку у Нью-Йорку;
- ж) оптимізації індексів світової динаміки;

- з) оптимізації портфеля акцій на Франкфуртській біржі;
- и) нормативного прогнозування процесів у макроекономіці України [12].

Розробки МГУА привели до створення експертних систем на основі нормативного прогнозування систем (за сценарієм «якщо ... , то») та оптимізації керування за алгоритмами лінійного програмування і нейромереж з активними нейронами. В таких нейромережах окремі алгоритми моделювання використовуються як нейрони багаторядної нейромережі. Це дає можливість підвищити точність прогнозу, апроксимації чи розпізнавання образів у порівнянні із звичайними нейромережами з простими нейронами або статистичними методами.

Теорія МГУА вирішує наступні проблеми:

- а) довгострокового прогнозування;
- б) короткострокового прогнозування процесів та подій;
- в) ідентифікації фізичних залежностей при коректних даних;
- г) апроксимації багатофакторних процесів;
- д) екстраполяції фізичних полів;
- е) кластеризації вибірок даних;
- ж) розпізнавання образів у випадках неперервних та дискретних змінних;
- з) діагностики та розпізнавання за ймовірнісними алгоритмами перебору;
- и) нормативного прогнозування векторних процесів;
- к) безмодельного прогнозування шляхом комплексування аналогів;
- л) самоорганізації подвійно-багаторядових нейромереж з активними нейронами.

Створено теоретичні засади ефективності МГУА як коректного методу побудови робастних прогнозуючих моделей, що визначаються шляхом

автоматичного генерування можливих лінійних та нелінійних структур у заданому класі поліномів.

Самоорганізаційне моделювання ґрунтується на навчальних мережах, які представляють собою мережі математичних функцій, що знаходять складні нелінійні зв'язки у компактному та швидко виконуваному вигляді. Такі мережі ділять проблему на керовані частини (блоки) і надалі автоматично застосовують регресійні методи для вирішення кожної з цих простіших проблем [13].

Відмінність алгоритмів МГУА від інших алгоритмів структурної ідентифікації та селекції кращої регресії полягає у наступних властивостях:

- а) використання *зовнішнього критерію*, що ґрунтується на поділі вибірки даних на навчальну та перевірочну;
- б) зменшення вимог до об'єму первісної інформації;
- в) більшою *різноманітністю структур*: використання як у регресійних алгоритмах шляхів повного чи зменшеного перебору варіантів структур та застосування оригінальних багаторядних ітераційних процедур;
- г) вищою *ступінню автоматизації* – достатньо лише ввести первісні дані та вказати зовнішній критерій;
- д) автоматичною *адаптацією* структури оптимальної моделі та зовнішніх критеріїв до рівня завад у системі чи порушень – ефект завадостійкості обумовлює робастність підходу;
- е) запровадження принципу *незавершених рішень* у процес поступового ускладнення моделей [13].

2.3.2 Загальна схема методу

Метод запропоновано наприкінці 60-х років XX століття академіком О.Г. Івахненком (Інститут кібернетики НАН України). Він ґрунтується на ідеях самоорганізації і механізмах живої природи – схрещуванні (гібридизації) і селекції (доборі).

Нехай є вибірка з N спостережень вхідних векторів $X(i)$ та вихідних $Y(i)$:

$$\begin{aligned} &\{X(1) \quad Y(1)\} \\ &\{X(2) \quad Y(2)\} \\ &\dots\dots\dots \\ &\{X(N) \quad Y(N)\} \end{aligned} \quad (2.27)$$

За результатами спостережень потрібно визначити $F(x)$ (рис. 2.1). При цьому структура моделі $F(x)$ невідома. Найбільш повна залежність між входами $X(i)$ і виходами $Y(i)$ може бути представлена за допомогою узагальненого полінома Колмогорова-Габора. Якщо $X = \{x_1, \dots, x_N\}$, то поліном має вигляд:

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^N a_i x_i + \sum_{j=1}^N \sum_{i \leq j} a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^N \sum_{j \leq i} \sum_{k \leq j} a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots, \quad (2.28)$$

де всі коефіцієнти a_i невідомі.

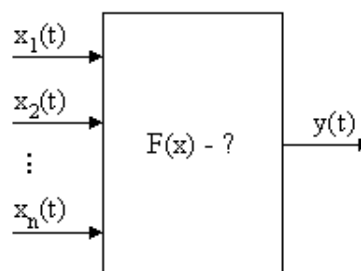


Рисунок 2.1 – Схематичне зображення об'єкта з багатьма входами

При побудові моделі (при оцінюванні її коефіцієнтів) за критерій використовують критерій регулярності (точності):

$$\overline{\varepsilon^2} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2. \quad (2.29)$$

Необхідно мінімізувати середньоквадратичну похибку: $\overline{\varepsilon^2} \rightarrow \min$.

Принцип множинності моделей: існує множина моделей на даній вибірці, що забезпечують нульову похибку (достатньо підвищити ступінь полінома моделі). Тобто якщо є N вузлів інтерполяції, то можна побудувати ціле сімейство моделей, кожна з яких при проходженні через експериментальні точки буде давати нульову похибку:

$$\overline{\varepsilon^2} = 0. \quad (2.30)$$

Як правило, ступінь нелінійності беруть не вище $n-1$, де n – число точок вибірки. Позначимо через S складність моделі (визначається числом членів полінома Колмогорова-Габора).

Значення похибки $\overline{\varepsilon^2}$ залежить від складності структури моделі. При цьому в міру зростання складності спочатку вона буде падати, а потім зростати. Нам же потрібно вибрати таку оптимальну структуру, при якій похибка буде мінімальною. Крім того, якщо враховувати дію завад, то можна виділити наступні моменти:

- а) при різному рівні завад залежність $\overline{\varepsilon^2}$ від складності S буде змінюватися, зберігаючи при цьому загальну спрямованість, тобто з ростом складності вона спочатку буде зменшуватись, а потім зростати.
- б) при збільшенні рівня перешкод величина $\min_S \overline{\varepsilon^2}$ буде зростати.

в) з ростом рівня перешкод, $S_0 = \arg \min \overline{\varepsilon^2}$ буде зменшуватись (оптимальне значення складності буде зміщатися вліво). При цьому $\overline{\varepsilon^2}(S_0) > 0$, якщо рівень завад ненульовий (рис. 2.2).

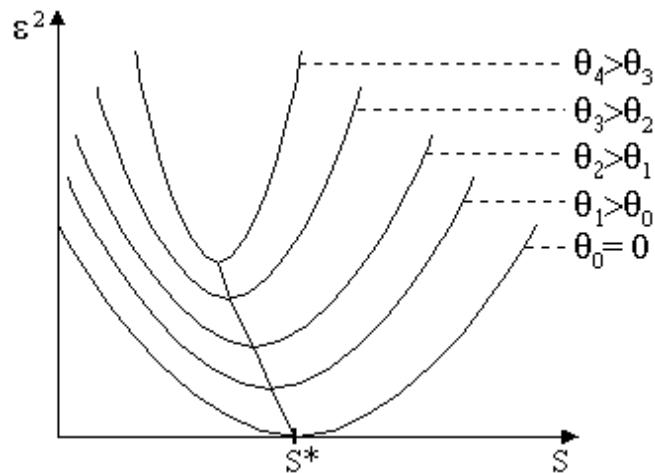


Рисунок 2.2 – Варіанти зміщення екстремуму.

Теорема неповноти Гьоделя: у будь-якій формальній логічній системі міститься ряд тверджень і теорем, які не можна ні спростувати, ні довести, залишаючись у рамках цієї системи аксіом.

У даному випадку ця теорема означає, що вибірка завжди неповна. Один із способів подолання цієї неповноти полягає у застосуванні принципу зовнішнього доповнення. Як зовнішнє доповнення використовується додаткова вибірка (перевірочна), значення якої не використовувались при навчанні системи (тобто при пошуку оцінок значень коефіцієнтів полінома Колмогорова-Габова).

Пошук найкращої моделі здійснюється в такий спосіб.

Уся вибірка поділяється на навчальну і перевірочну:

$$N_{\text{виб}} = N_{\text{навч}} + N_{\text{перев.}} \quad (2.31)$$

На навчальній вибірці $N_{\text{навч}}$ визначаються значення $\alpha_0, \alpha_i, \alpha_{ij}$.

На перевіірочній вибірці $N_{перев}$ відбираються кращі моделі.

Вхідний вектор має розмірність $N(X = \{x_1, \dots, x_N\})$.

Принцип свободи вибору (неостаточності проміжного рішення):

1. Для кожної пари x_i і x_j будуються часткові описання (всього C_N^2) виду:

$$\text{чи } y^{(s)} = \varphi(x_i, x_j) = a_0 + a_i x_i + a_j x_j, \quad s = 1..C_N^2 \text{ (лінійні);}$$

$$\text{чи } y^{(s)} = \varphi(x_i, x_j) = a_0 + x_i + a_j x_j + a_{ii} x_i^2 + a_{ij} x_i x_j + a_{jj} x_j^2,$$

$$s = 1..C_N^2 \text{ (квадратичні).}$$

2. Визначаємо коефіцієнти цих моделей за МНК, використовуючи навчальну вибірку. Тобто знаходимо

$$\hat{a}_0, \hat{a}_1, \dots, \hat{a}_j, \dots, \hat{a}_N, \hat{a}_{11}, \dots, \hat{a}_{ij}, \dots, \hat{a}_{NN}.$$

3. Далі на перевіірочній вибірці для кожної з цих моделей шукаємо оцінку

$$\overline{\varepsilon_s^2} = \frac{1}{N_{перев}} \cdot \sum_{k=1}^{N_{перев}} \left[Y(k) - \hat{Y}_k^{(s)} \right]^2, \quad (2.32)$$

де $Y(k)$ – дійсне вихідне значення в k -й точці перевіірочної вибірки; $\hat{Y}_k^{(s)}$ – вихідне значення в k -й точці перевіірочної вибірки відповідно до s -ї моделі і визначаємо F кращих моделей.

Обрані y_i подаються на другий ряд, де шукаємо залежність:

$$z_i = \varphi^{(2)}(x_i, x_j) = a_0^{(2)} + a_1^{(2)} x_i + a_2^{(2)} x_j + a_3^{(2)} x_i^2 + a_4^{(2)} x_i x_j + a_5^{(2)} x_j^2. \quad (2.33)$$

Оцінка тут така ж, як і на першому ряді. Добір кращих моделей здійснюється знову так само, але $F_2 < F_1$.

Процес конструювання рядів повторюється до тих пір, поки середній квадрат похибки зменшується. Коли на шарі m одержимо збільшення похибки $\overline{\varepsilon^2}$, то процес пошуку припиняється (рис. 2.3).

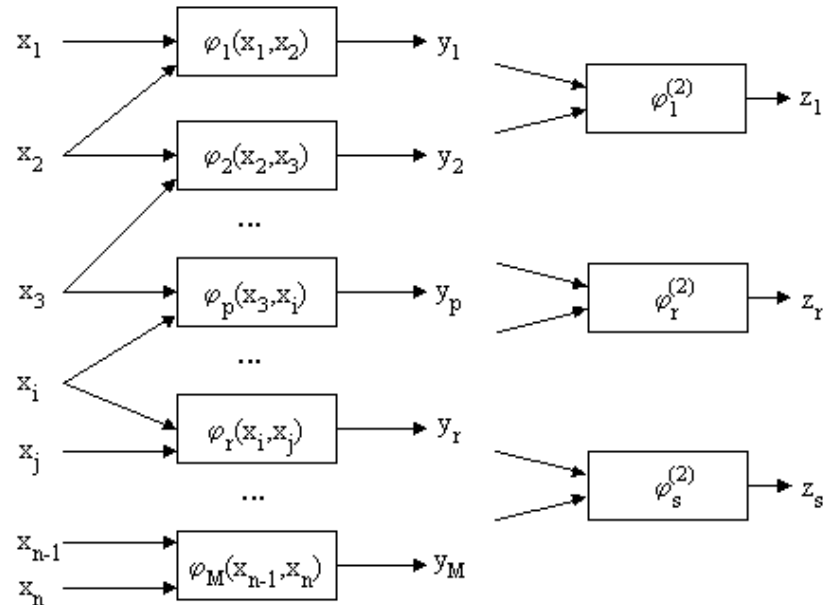


Рисунок 2.3 – Схема формування часткових описів

Якщо часткові описи квадратичні і число рядів полінома дорівнює S , то одержуємо, що степінь полінома $k = 2S$. На відміну від звичайних методів статистичного аналізу при такому підході можна одержати досить складну залежність, навіть маючи коротку вибірку.

Існує проблема: на першому ряді можуть відсіятися деякі змінні x_i і x_j , котрі впливають на вихідні дані. У зв'язку з цим запропонована така модифікація – на другому шарі подавати y_i і x_j , тобто:

$$z_i = a_0^{(2)} + a_1^{(2)} y_i + a_2^{(2)} x_j + a_3^{(2)} y_i^2 + a_4^{(2)} y_i x_j + a_5^{(2)} x_j^2. \quad (2.34)$$

Це важливо при більшому рівні збурень для того щоб забезпечити незміщеність оцінок моделей.

Виникає два критерії добору кращих кандидатів часткових описів, які передаються на певному шарі на наступний ряд (шар):

1. Критерій регулярності (точності) $\overline{\varepsilon}_{np}^2$:

$$\text{a) } \overline{\varepsilon}^2 = \frac{1}{N_{np}} \cdot \sum_{i=1}^{N_{np}} (y_i - y^{*(i)})^2 \quad (2.35)$$

$$\text{b) } \overline{\Delta}_{np}^2 = \frac{\sum_{i=1}^{N_{np}} (y_i - y^{*(i)}(x))^2}{\sum_{i=1}^{N_{np}} (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.36)$$

2. Критерій незміщеності.

Беремо усю вибірку, поділяємо на дві частини $R = R_1 + R_2$.

Перший експеримент: R_1 – навчальна вибірка, R_2 – перевірна; визначаємо виходи моделі y_i^* , $i=1..R$.

Другий експеримент: R_2 – навчальна вибірка, R_1 – перевірна; визначаємо виходи моделі y_i^{**} , $i=1..R$ і порівнюємо.

Критерій незміщеності:

$$n_{зм} = \frac{1}{N} \cdot \sum_{i=1}^N (y_i^* - y_i^{**})^2 \quad (2.37)$$

Чим менше $n_{зм}$, тим меншим є зміщення моделі. Такий критерій визначається для кожного часткового опису першого рівня і потім знаходиться $n_{зм}$ для рівня в цілому для F кращих моделей:

$$n_{зм} = \frac{1}{F} \cdot \sum_{i=1}^F n_{зм,i}^{(1)} \quad (2.38)$$

У ряді варіантів $F=1$. Так само на другому шарі обчислюємо $n_{3M}^{(2)}$.

Процес селекції продовжується доти, поки цей критерій не перестане зменшуватися, тобто до досягнення умови

$$n_{3M}^{(2)} \rightarrow \min \quad (2.39)$$

Переваги МГУА

1. Можна відновити невідому довільно складну залежність за обмеженою вибіркою. Число невідомих параметрів моделі може бути більше, ніж число точок навчальної послідовності.
2. Можливість адаптації параметрів моделі при одержанні нових даних експериментів. (Зокрема використовуючи рекурсивний метод найменших квадратів, РМНК [13].

2.3.3 Опис алгоритму

Перша ітерація.

Крок 1. З множини виходів $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ вибираються пари аргументів X_i, X_j і складаються часткові описи виду

$$Y_k^{(1)} = \varphi(X_i, X_j), i \neq j, i, j = \overline{1, N}. \quad (2.40)$$

При цьому використовують часткові описи квадратичного типу:

$$Y_k^{(1)} = a_0 + a_i X_i + a_j X_j + a_{ij} X_i X_j + a_{ii} X_i^2 + a_{jj} X_j^2. \quad (2.41)$$

Число часткових описів 1-го ряду дорівнює:

$$M = n(n-1)/2. \quad (2.42)$$

Крок 2. Використовуючи метод найменших квадратів для кожного опису знаходяться по навчальній вибірці оцінки невідомих коефіцієнтів $\hat{a}_0, \hat{a}_i, \hat{a}_j, \hat{a}_{ij}, \hat{a}_{ii}, \hat{a}_{jj}$.

Крок 3. За критерієм мінімуму $\bar{\varepsilon}^2$ на перевіірочній послідовності відбирається F_1 кращих моделей, тобто реалізують процедуру селекції. Величина F_1 називається свободою вибору, при цьому $F_1 < M$. Виходи цих моделей служать аргументами-входами для конструювання моделей другого ряду.

Крок 4. Знаходиться

$$\bar{\varepsilon}^2(0) = \min_k \bar{\varepsilon}_k^2(0). \quad (2.43)$$

m-а ітерація

Крок 1. Конструюють часткові описи виду:

$$Y_k^{(m)} = a_0^{(m)} + a_i^{(m)} X_i + a_j^{(m)} X_j + a_{ij}^{(m)} X_i X_j + a_{ii}^{(m)} X_i^2 + a_{jj}^{(m)} X_j^2 \quad k = 1..F_1(F_1-1)/2. \quad (2.44)$$

Крок 2. Для кожного опису, використовуючи МНК, знаходять відповідні оцінки $\hat{a}_0^{(m)}, \hat{a}_i^{(m)}, \hat{a}_j^{(m)}, \hat{a}_{ij}^{(m)}, \hat{a}_{ii}^{(m)}, \hat{a}_{jj}^{(m)}$.

Крок 3. На перевіірочній послідовності знаходять для кожного часткового опису значення критерію

$$\bar{\varepsilon}_k^2(m) = \frac{1}{N_{nep}} \sum_{i=1}^{N_{nep}} (Y_i - Y_{ki}^{(m)})^2, \quad (2.45)$$

де $N_{пер}$ – обсяг перевіркової вибірки.

Крок 4. Знаходять $\bar{\varepsilon}^2(m) = \min_k \bar{\varepsilon}_k^2(m)$. Перевіряють умову $\bar{\varepsilon}^2(m) > \bar{\varepsilon}^2(m-1)$, де $\bar{\varepsilon}^2(m), \bar{\varepsilon}^2(m-1)$ – значення критерію точності для найкращих моделей (m-1)-го і m-го ряду селекції відповідно. Якщо точність задовільна, то закінчення процедури. Шукана модель вибирається з часткових описів m-1-го рівня, на якому досягається мінімальна похибка $\bar{\varepsilon}^2(m-1)$. Інакше – перехід до конструювання наступного ряду часткових описів. При цьому провадиться добір (селекція) F2 кращих описів.

Заключний етап

Рухаючись від кінця до початку і роблячи послідовну заміну змінних, формують вирази для шуканої моделі у початковому просторі описів [12].

2.3.4 Нечіткий метод групового урахування аргументів

Для побудови часткової моделі НМГУА використовувалася лінійна інтервальна регресійна модель, що задається таким чином:

$$Y = B_1 z_1 + B_2 z_2 + \dots + B_n z_n, \quad (2.46)$$

де z_i – деякі відомі змінні (фактори впливу),

B_i – інтервали, які можна задати трикутними нечіткими числами, наприклад, і записати у вигляді центра α_i і ширини c_i :

$$B_i = (\alpha_i, c_i) \quad (2.47)$$

Виходячи з цього, Y можна розрахувати так:

$$Y = (\alpha^T |z|, c^T |z|) \quad (2.48)$$

Відношення вкладеності двох інтервалів B_i і B_j ($B_i \subset B_j$) можна задати наступними нерівностями:

$$\alpha_j - c_j \leq \alpha_i - c_i, \alpha_j + c_j \geq \alpha_i + c_i \quad (2.49)$$

Розглянемо метод оцінювання лінійної інтервальної регресійної моделі. Нехай є M спостережень $n+1$ змінної, причому n з них – незалежні величини, а $(n+1)$ -ша залежить від інших, і цю залежність (x_1, \dots, x_n, y) ми намагаємося визначити. При цьому $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{iM})$ і $y = (y_1, \dots, y_M)$ – вхідні вектори точок спостереження. Тоді оціночна лінійна інтервальна модель для часткової моделі НМГУА має вигляд:

$$Y_i^* = A_0^* + A_1^* x_1 + A_2^* x_2 + A_3^* x_3 + \dots + A_n^* x_n \quad (2.50)$$

Побудова відбувається з урахуванням наступних вимог:

1. Задані значення y_j , включаються в оціночний інтервал Y_j^* .
2. Ширина оціночного інтервалу повинна бути мінімальною.

Ці вимоги можна звести до такої задачі лінійного програмування:

$$\min(C_0 M + C_1 \sum_{k=1}^M |x_{k1}| + C_2 \sum_{k=1}^M |x_{k2}| + \dots + C_n \sum_{k=1}^M |x_{kn}|) \quad (2.51)$$

$$\begin{aligned} & \alpha_0 + \alpha_1 x_{k1} + \alpha_2 x_{k2} + \dots + \alpha_n x_{kn} - C_0 - C_1 |x_{k1}| - C_2 |x_{k2}| - \dots - \\ & - C_n |x_{kn}| \leq y_k; \end{aligned} \quad (2.52)$$

$$\alpha_0 + \alpha_1 x_{k1} + \alpha_2 x_{k2} + \dots + \alpha_n x_{kn} + C_0 + C_1 |x_{k1}| + C_2 |x_{k2}| + \dots + C_n |x_{kn}| \geq y_k; \quad (2.53)$$

$$C_l \geq 0, l = \overline{0, n}. \quad (2.54)$$

Виходячи з цього, при відомих значеннях змінних x_i та y , отриманих у результаті M вимірів, ми приходимо до задачі пошуку коефіцієнтів моделі (для всіх точок спостереження) у такому вигляді:

$$\min(C_0 M + C_1 \sum_{k=1}^M |x_{k1}| + C_2 \sum_{k=1}^M |x_{k2}| + \dots + C_n \sum_{k=1}^M |x_{kn}|) \quad (2.55)$$

$$\alpha_0 + \alpha_1 x_{k1} + \alpha_2 x_{k2} + \dots + \alpha_n x_{kn} - (C_0 + C_1 |x_{k1}| + C_2 |x_{k2}| + \dots + C_n |x_{kn}|) \leq y_k; \quad (2.56)$$

$$\alpha_0 + \alpha_1 x_{k1} + \alpha_2 x_{k2} + \dots + \alpha_n x_{kn} + (C_0 + C_1 |x_{k1}| + C_2 |x_{k2}| + \dots + C_n |x_{kn}|) \geq y_k; \quad (2.57)$$

$$C_l \geq 0, l = \overline{0, n}, k = \overline{1, M}. \quad (2.58)$$

Завдання полягає в тому, щоб мінімізувати область зміни вихідних значень Y за рахунок пошуку таких значень ширини інтервалів, у яких знаходяться коефіцієнти c_i , і таких значень центрів інтервалів α_i , $i = \overline{1, n}$, які забезпечували б мінімальне розсіювання величини Y одночасно з виконанням умови, що значення шуканої величини знаходяться в цьому інтервалі. Для цього потрібно знайти розв'язок задачі (2.53) – (2.54), але оскільки у цій задачі не накладається обмеження невід'ємності на коефіцієнти α_i , $i = \overline{1, n}$, перейдемо до двоїстої:

$$\max(\sum_{i=1}^M y_i * \delta_{i+M} - \sum_{j=1}^M y_j * \delta_j) \quad (2.59)$$

$$\sum_{k=1}^M \delta_k - \sum_{k=1}^M \delta_{k+M} = 0 \quad (2.60)$$

$$\sum_{k=1}^M \delta_k x_{k1} - \sum_{k=1}^M \delta_{k+M} x_{k1} = 0 \quad (2.61)$$

...

$$\sum_{k=1}^M \delta_k x_{kn} - \sum_{k=1}^M \delta_{k+M} x_{kn} = 0 \quad (2.62)$$

$$\sum_{i=1}^M \delta_i + \sum_{j=1}^M \delta_{j+M} \leq M \quad (2.63)$$

$$\sum_{i=1}^M x_{i1} * \delta_i + \sum_{j=1}^M x_{j1} * \delta_{j+M} \leq \sum_{k=1}^M |x_{k1}| \quad (2.64)$$

...

$$\sum_{i=1}^M x_{i5} * \delta_i + \sum_{j=1}^M x_{jn} * \delta_{j+M} \leq \sum_{k=1}^M |x_{kn}| \quad (2.65)$$

$$\delta_i \geq 0, i = \overline{0, 2M} \quad (2.66)$$

Розв'язавши двоїсту задачу симплекс-методом і одержавши оптимальні значення двоїстих змінних, ми зможемо знайти й оптимальні значення шуканих c_i і α_i , $i = \overline{1, n}$, після цього можна буде побудувати шукану модель.

Загальний опис алгоритму

1. Вибір виду моделі, якими буде описуватися шукана залежність.
 2. Вибір зовнішніх критеріїв оптимальності (критерію регулярності, незміщеності або RMSE).
 3. Вибір загального виду опорної функції (виду часткових описів), наприклад, лінійного або квадратичного.
 4. Розбиття вибірки на навчальну $N_{\text{навч.}}$ і перевірочну $N_{\text{перев.}}$.
 5. Присвоєння нульових значень лічильнику кількості моделей k і лічильник числа рядів r .
 6. Генерування нової часткової моделі $f_{\text{ч}}$ на навчальній вибірці.
- Розв'язання задачі ЛП і знаходимо шукані α_i та C_i .
7. Визначення по тестовій вибірці значення зовнішнього критерію.
 8. $k = k + 1$. Якщо $k \geq C_F^2$, то $k = 0$, $r = r + 1$.
 9. Обчислення середнього критерію для моделі r -ї ітерації. Якщо $r = 1$, то перехід на крок 6, інакше – на крок 10.
 10. Якщо $n_{\text{см}}(r) - n_{\text{см}}(r - 1) \leq \varepsilon$, то перехід на крок 11, інакше – відбираємо F кращих моделей, і припускаючи, що $r = r + 1$, $k = 1$, перехід на крок 6 і виконання наступної $(r + 1)$ -ї ітерації.

11. Із F моделей попереднього ряду знаходимо по критерію регуляризації найкращу модель [12].

2.4 Методи оцінювання параметрів математичної моделі

Для оцінки параметрів нестационарних процесів застосовують багато методів, серед них найбільшої популярності набрали методи: метод найменших квадратів, метод максимальної правдоподібності, метод квазі-максимальної правдоподібності, метод Монте-Карло для марковських ланцюгів [14].

Метод найменших квадратів

Метод найменших квадратів (МНК) займає виняткове місце серед методів математичної статистики. Завдання МНК - оцінка закономірностей, котрі спостерігаються на тлі випадкових коливань та їх використання для подальших розрахунків, зокрема, для прогнозів.

Задача МНК розв'язується шляхом параметричної оцінки функції регресії, що описує залежність однієї величини Y , значення якої (y_i) спостерігають з випадковими похибками (θ_i), від групи невинадкових величин X_1, X_2, \dots, X_k . Функція регресії – це функція k змінних x_1, x_2, \dots, x_k , яка є математичним сподіванням величини Y при $X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_k = x_k$:

$$f(x_1, \dots, x_k) = M(Y | X_1 = x_1, \dots, X_k = x_k). \quad (2.67)$$

У векторно-матричній формі розв'язок, знаходження параметрів моделі може бути записаний у вигляді:

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y. \quad (2.68)$$

Метод максимальної правдоподібності

Нехай Y — реалізація N -мірної випадкової величини, розподіленої як:

- а) $P_\theta(X)$ (імовірність) — у випадку дискретного розподілу;
- б) $p_\theta(x)$ (щільність) — у випадку безперервного розподілу.

Тут $P_\theta(X)(p_\theta(x))$ характеризує сімейство розподілів, що задає параметр $\theta \in \Theta$, де $\Theta \in \rho^m$ — простір параметрів. В економетрії прийнято говорити про це сімейство розподілів як про процеси, що породжують дані. Будемо вважати, що розглянутий вектор спостережень (вибірка) породжений розподілом із цього сімейства з параметром $\theta_0 \in \Theta$, який будемо називати істинним розподілом, а θ_0 — істинним параметром.

Функція $L(Y, \theta) = P_\theta(Y)$ (відповідно $L(Y, \theta) = p_\theta(Y)$) називається функцією правдоподібності.

Оцінкою максимальної правдоподібності ($\hat{\theta}$), скорочено оцінкою МП, називається розв'язок задачі:

$$L(Y, \theta) \rightarrow \max_{\theta \in \Theta} . \quad (2.69)$$

Будемо вважати надалі, що задача має єдиний розв'язок. Такий метод оцінювання називають методом максимальної правдоподібності. Зазвичай зручніше користуватися логарифмічною функцією правдоподібності:

$$\ell(Y, \theta) = \ln(L(Y, \theta)) . \quad (2.70)$$

Логарифм — (нескінченно) диференційована зростаюча функція, тому можна знаходити оцінки МП розв'язуючи задачу $\ell(Y, \theta) \rightarrow \max_{\theta \in \Theta}$.

В окремому випадку вектор спостережень складається з незалежних випадкових величин. При цьому:

$$L(Y, \theta) = \prod_i L_i(Y_i, \theta), \quad (2.71)$$

$$l(Y, \theta) = \prod_i l_i(Y_i, \theta). \quad (2.72)$$

Загалом кажучи вектор спостережень Y складається із залежних між собою і неоднаково розподілених випадкових величин, тому не є вибіркою у звичайному сенсі. У загальному випадку ця рівність також буде вірною, якщо позначити:

$$\begin{aligned} L_i(Y_i, \theta) &= p_\theta(Y_i, Y_{i-1}, \dots, Y_1), \\ \ell(Y_i, \theta) &= \ln(L_i(Y_i, \theta)) \end{aligned} \quad (2.73)$$

У такий спосіб задається розбивка функції правдоподібності на внески окремих спостережень.

Оскільки Y — випадкова величина, то функція правдоподібності — випадкова величина при заданому значенні параметрів. Оцінка максимальної правдоподібності є функцією вектора спостережень: $\hat{\theta} = \hat{\theta}(Y)$, тому це також випадкова величина. Відповідно, так само випадковими величинами є значення функції правдоподібності в максимумі $L(Y) = L(Y, \hat{\theta})$ й багато інших розглянутих далі величин.

Нехай функція правдоподібності диференційована по θ і досягає максимуму у внутрішній точці $L(Y) = L(Y, \hat{\theta})$, тоді оцінка МП $\hat{\theta}$ повинна задовольняти наступній умові першого порядку:

$$\frac{\partial L}{\partial \theta}(Y, \hat{\theta}) = 0 \quad \text{або} \quad \frac{\partial \ell}{\partial \theta}(Y, \hat{\theta}) = 0 \quad (2.74)$$

Таким чином, градієнт логарифмічної функції правдоподібності $g(\theta)$ при $\theta = \hat{\theta}$ повинен дорівнювати нулю [15].

Для того, щоб оцінки, що задовольняють цим рівнянням правдоподібності, дійсно давали максимум правдоподібності, необхідно й достатньо, щоб були виконані умови другого порядку (припускаємо, що функція правдоподібності двічі диференційована). А саме, матриця Гессе логарифмічної функції правдоподібності повинна бути скрізь негативно визначена. Далі будуть розглянуті випадки, коли ця властивість дійсно виконується і коли може бути кілька локальних максимумів (“повна” функція правдоподібності для регресії з AR(1) -помилкою). Матриця Гессе H по визначенню є матриця других похідних:

$$H_{jl}(Y, \theta) = \frac{\partial^2 \ell}{\partial \theta_j \partial \theta_l}(Y, \theta) \quad j, l = 1, \dots, m. \quad (2.75)$$

За допомогою матричного диференціювання можна записати гессіан у вигляді:

$$H = \frac{\partial^2 \ell}{\partial \theta \partial \theta^T} \quad (2.76)$$

У деяких моделях функція правдоподібності необмежена зверху й не існує оцінок максимальної правдоподібності в сенсі наведеного вище визначення. Відповідно у якості альтернативного визначення оцінками максимальної правдоподібності називають корені рівняння правдоподібності, що є локальними максимумами функції правдоподібності, коренями рівняння правдоподібності. Існують моделі, для яких такі оцінки конзистентні [6].

Інформаційною матрицею для вектора спостережень розмірністю N будемо називати матрицю:

$$I^N(\theta) = E_\theta(g(Y, \theta)g^T(Y, \theta)) \quad (2.77)$$

Відмітимо, що за цим визначенням інформаційна матриця — функція деякого вектора параметрів $\theta \in \Theta$. Надалі для скорочення запису, якщо це не вносить плутанини, індекс кількості спостережень N будемо опускати: $I(\theta)$. Індекс θ у символі математичного сподівання E означає, що сподівання обчислюється в припущенні, що θ — точка дійсних параметрів. Відмітимо, що оператор E без нижнього індексу скрізь означає очікування для розподілу з параметрами θ_0 .

В подальшому буде використовуватися наступна очевидна властивість функції правдоподібності. Нехай $\varphi(Y)$ є деяка функція вектора спостережень Y . Тоді її математичне сподівання дорівнює:

$$E(\varphi(Y)) = \int_Y \varphi(Y)L(\theta_0, Y)dY, \quad (2.78)$$

де Y позначає простір елементарних подій (простір змінної Y).

Таким чином, можна переписати визначення інформаційної матриці у вигляді:

$$I(\theta) = \int_Y g(Y, \theta)g^T(Y, \theta)L(\theta_0, Y)dY. \quad (2.79)$$

Асимптотична інформаційна матриця є ліміт:

$$I^\infty(\theta) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} I^N(\theta) \quad (2.80)$$

Множник $1/N$ доданий у визначення для того, щоб існувала кінцева межа (інформаційна матриця є величиною порядку $O(N)$).

Якщо ми розглядаємо вибірку, то застосовуючи визначення інформаційної матриці до окремих спостережень (I_i), маємо $I^N = NI_i$. Таким чином, якщо спостереження незалежні й однаково розподілені, то інформація росте пропорційно кількості спостережень.

ММП одержав широке поширення завдяки своїм гарним асимптотичними властивостям:

- а) конзистентність;
- б) асимптотична нормальність;
- в) асимптотична ефективність [3].

З огляду на ефективність, сильні припущення про вид розподілу, які доводиться робити, застосовуючи ММП, окупаються (у більшій або меншій мірі). Оскільки робляться дуже обмежені припущення, то можна довести більше сильні твердження.

Хоча оцінки МП є специфічними стосовно певного виду розподілу, значення методу може бути ширшим.

Ідея полягає в тому, щоб процедуру одержання оцінок для одного розподілу поширити на “близькі” розподіли. Такі методи одержали назву квазі або псевдо-ММП [7].

Метод максимальної правдоподібності використовують для знаходження способу розрахунків, а потім уже доводять, якими властивостями володіє цей метод стосовно якогось більш широкого класу розподілів [16].

В АРУГ моделях найчастіше для оцінки невідомих параметрів використовується метод максимальної правдоподібності. Припускаючи, що інновації незалежні і однаково розподілені:

$$z_t(\theta) \equiv \varepsilon_t(\theta) / \sigma_t(\theta). \quad (2.81)$$

Позначимо їхню щільність як $f(z_t; w)$, де $w \in W \subseteq R^w$ – вектор параметрів функції f , що буде оцінюватись. Отже, для $\phi = (\theta, \omega)$ позначимо весь набір параметрів, які повинні бути оцінені для умовного середнього, дисперсії, функції щільності. Логарифмічна функція правдоподібності для $\{y_t(\theta)\}$ має вигляд:

$$l_t(y_t; \phi) = \log(f(z_t(\theta); w)) - \frac{1}{2} \log(\sigma_t^2(\theta)). \quad (2.82)$$

Логарифмічна функція в загальному випадку для T – спостережень має вигляд [9]:

$$L_T(\{y_t\}; \phi) = \sum_{t=1}^T l_t(y_t; \phi). \quad (2.83)$$

Висновки до розділу

В сучасному світі усі процеси підлягають їх математичному опису. Фінансова та економічна галузь весь час потребує більш точних прорахунків та прогнозів. Для того, щоб можна було вести подальший аналіз процесу та мати можливість передбачити його наслідки процес потребує свого відтворення, своєї математичної моделі, яка повністю би описувала поведінку цього процесу. Як і процеси математичні моделі бувають різного характеру: лінійні, нелінійні, стаціонарні, нестаціонарні. Звісно в навколишньому середовищі більш розповсюджені нелінійні нестаціонарні процеси. Тому розглянутий в цій роботі матеріал стосується моделювання, прогнозування нелінійних нестаціонарних процесів.

РОЗДІЛ 3

Виконання обчислювальних експериментів і аналіз результатів

3.1 Критеріальна база для аналізу адекватності моделей і якості оцінок прогнозів

3.1.1 Критерії адекватності моделі

Критерії адекватності моделі дозволяють оцінити окремо значимість коефіцієнтів математичної моделі в статистичному сенсі, визначити інтегральну похибку моделі стосовно вихідного часового ряду, встановити наявність кореляції між значеннями помилки моделі (нагадую, що вони повинні бути не корельованими), а також визначити ступінь адекватності моделі фізичному процесу в цілому. Розглянемо наступні статистичні параметри:

1. t – статистика Стьюдента. Значимість кожного коефіцієнта регресії в статистичному сенсі визначають за допомогою t – статистики, що, як правило, обчислюється всіма пакетами статистичних програм за формулою:

$$t_a = \frac{\hat{a} - a_0}{SE_a}, \quad (3.1)$$

де \hat{a} – оцінка коефіцієнту, яка отримана за допомогою пакета;

a_0 – нуль-гіпотеза у відношенні значення цього коефіцієнту (звичайно $a_0 = 0$);

SE_a – стандартна похибка оцінки коефіцієнта, що обчислюється пакетом.

Очевидно, що чим менше значення стандартної похибки, тим кращою є оцінка коефіцієнта для моделі.

Для визначення значимості коефіцієнта необхідно знати довжину вибірки N , число оцінюваних параметрів p і задатися рівнем значимості α (звичайно задаються $\alpha = 1\%$, $\alpha = 5\%$ або $\alpha = 10\%$). Рівень значимості, рівний 5% , означає, що при оцінюванні регресії ми допускаємо, що помилкове прийняття рішення про значимість оцінок можливо в 5% випадків. Ці параметри дозволяють вибрати по таблицях значення $t_{\text{крит}}$. Якщо $-t_{\text{крит}} < t_a < t_{\text{крит}}$, то нуль-гіпотеза про не значимість коефіцієнта приймається; у протилежному випадку вона відхиляється і коефіцієнт вважається значимим. Оскільки значення статистики t_a обернено пропорційна стандартній похибці SE_a , то чим більшим буде значення t_a , тим більш високим буде значимість конкретного коефіцієнта.

2. Коефіцієнт детермінації R^2 . Мірою інформативності часового ряду часто використовують його дисперсію. Коефіцієнт R^2 - це відношення дисперсії тієї частини часового ряду основної змінної, що описується отриманим рівнянням, до вибіркової дисперсії цієї змінної. Він обчислюється за формулою:

$$R^2 = \frac{\text{var}(\hat{y})}{\text{var}(y)}. \quad (3.2)$$

Очевидно, що для адекватної моделі коефіцієнт детермінації повинен прямувати до одиниці, тобто: $R^2 \rightarrow 1$.

3. Сума квадратів помилок моделі $\sum e^2(k)$, тобто:

$$SSE = \sum_{k=1}^N [\hat{y}(k) - y(k)]^2, \quad (3.3)$$

де $\hat{y}(k) = \hat{a}_0 + \hat{a}_1 \hat{y}(k-1) + \hat{a}_2 \hat{y}(k-2) + \hat{b}_1 x(k) + \hat{b}_2 z(k)$;

$y(k)$ – вимірювання;

N – довжина вибірки.

Очевидно, що з можливих кандидатів необхідно вибирати ту модель, для якої $\sum e^2(k)$ приймає мінімальне значення.

4. Інформаційний критерій Акайке (AIC). Цей критерій враховує суму квадратів похибок, число вимірювань N і число оцінюваних параметрів p :

$$AIC = N \ln \left[\sum_{k=1}^N e^2(k) \right] + 2p. \quad (3.4)$$

Очевидно, що для кращої моделі критерій має менше значення, оскільки він залежить від суми квадратів похибок (СКП). Проте, крім СКП, даний критерій враховує довжину вибірки і число оцінюваних параметрів, що робить його більш інформативним.

5. Статистика Дарбіна-Уотсона (Durbin-Watson). Статистика Дарбіна-Уотсона обчислюється за формулою:

$$DW = 2 - 2\rho, \quad (3.5)$$

де ρ – коефіцієнт кореляції між значеннями випадкової змінної $\varepsilon(k) \approx e(k)$, тобто $\rho = \text{cov}[e(k)] = E[e(k)e(k-1)]$. Цей параметр дозволяє визначити ступінь корельованості похибок моделі. При повній відсутності кореляції між похибками $DW = 2$, це найбільше прийнятне значення даного параметра.

6. Статистика Фішера F , яка визначає ступінь адекватності моделі в

цілому. Для адекватної моделі виконується умова: $F > F_{\text{крит}}$, де $F_{\text{крит}}$ визначається по таблиці аналогічно t – статистиці. Значення F пропорційно $R^2 / (1 - R^2)$, де R^2 – коефіцієнт детермінації. Таким чином, більшому значенню F відповідає більш адекватна модель.

7. Коефіцієнт Тейла є дуже важливим індикатором точності моделі і її сумісності:

$$U = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i)^2} + \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i)^2}}. \quad (3.6)$$

За побудовою, його величина знаходиться між 0 і 1. Якщо $U=1$, модель не може бути використана для прогнозу. Прогнозовані, на основі отриманої моделі, і реальні ряди є не корельованими. У протилежному випадку, якщо $U=0$, прогнозовані ряди співпадають з реальними рядами і модель є ідеальною.

Цей коефіцієнт може бути розкладений на суму відношення U^M , відношення варіацій U^S і відношення коваріацій U^C :

$$U^M = \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (3.7)$$

U^M використовується для перевірки наявності систематичних відхилень для середніх реальних і прогнозованих рядів. Або, інакше кажучи, чи модель ввесь час завищує прогноз. Чим менше величина U^M тим краще. Якщо $U^M = 0$, то в прогнозованих значеннях відсутня упередженість і модель є якісною.

U^S – відношення варіацій і визначається як:

$$U^M = \frac{(\sigma_{actual} - \sigma_{fitted})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (3.8)$$

Відношення варіацій використовується для перевірки того, що модель має достатньо динамічних властивостей для поглинання варіацій реальних рядів. Наприклад, модель може забезпечити систематично менші коливання, ніж коливання реальних рядів. Аналогічно U^M , менші значення U^S є індикатором меншого зміщення.

U^C – відношення коваріацій і визначається як:

$$U^C = \frac{2(1 - \rho)(\sigma_{actual} - \sigma_{fitted})^2}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}. \quad (3.9)$$

Відношення коваріацій U^C вимірює, наскільки є корельованими прогнозовані та реальні ряди. Рівність U^C нулю є свідченням того, що прогнозовані і реальні ряди ідеально корельовано. Необхідно зазначити, що [3]:

$$U^C + U^C + U^C = 1. \quad (3.10)$$

3.1.2 Критерії вибору кращого прогнозу (формальні статистики)

Для оцінювання якості моделі необхідно визначити, наскільки добре модель відтворює реальні часові ряди. Завжди рекомендується робити повторний (ретроспективний) прогноз після моделювання. Формальними критеріями оцінки якості прогнозу є такі:

- а) формальні статистики;
- б) поворотні точки (точки перегину);
- в) чутливість до зміни початкових даних;
- г) чутливість до зміни коефіцієнтів.

1. Середньоквадратична похибка (СКП):

$$СКП = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{i=1}^S (y(k+s) - \hat{y}(k+s, k))^2}. \quad (3.11)$$

2. Середня похибка прогнозу (СП):

$$СП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S y(k+s) - \hat{y}(k+s, k). \quad (3.12)$$

3. Середня похибка в процентах:

$$СПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)}{y(k+s)} \times 100\%. \quad (3.13)$$

4. Абсолютна середня похибка в процентах:

$$АСПП = \frac{1}{S} \sum_{i=1}^S \frac{|y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)|}{|y(k+s)|} \times 100\% \quad (3.14)$$

5. Максимальна абсолютна похибка (МАП):

$$МАП = \max \{ |y(k+1) - \hat{y}(k+1, k)|, \dots, |y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)| \}. \quad (3.15)$$

6. Мінімальна абсолютна похибка (MiАП):

$$MiAP = \min \{ |y(k+1) - \hat{y}(k+1, k)|, \dots, |y(k+s) - \hat{y}(k+s, k)| \}. \quad (3.16)$$

Оцінювання моделей за точками перегину є важливим показником, так як деякі моделі можуть мати більшу точність, проте можливі випадки, коли вони можуть погано працювати при прогнозуванні змін трендів або циклів [6]. Інші моделі можуть бути менш точними, проте можуть проявляти більш багатий динамічний характер.

Підводячи підсумок, можна говорити про компроміс між точністю і динамічними властивостями. На жаль, не існує формульного тесту цих властивостей. Однак візуальна перевірка прогнозованих і реальних рядів швидко визначає, чи включає модель точки перегину. Іншим важливим тестом якості моделі є аналіз чутливості до початкових (стартових) даних. Якщо модель дає результати, в цілому грубо незалежні від початкових даних, то така модель вважається якісною [3].

3.2 Опис програмного продукту

Для створення системи адаптивного прогнозування потрібно вибрати процес, провести аналіз його поточного стану, існуючих моделей та підходи до його прогнозування. Аналіз спеціалізованих літературних джерел може значно допомогти у знайденні існуючої моделі для опису поведінки вибраного процесу. Наприклад, можна знайти математичні моделі у вигляді систем рівнянь, закони розподілу вхідних та вихідних величин (статистичні моделі) або логічні моделі у вигляді наборів правил, які характеризують взаємодію входів і виходів. Останнім часом все більш поширеними і популярними стають ймовірнісні методи та моделі різноманітних структур, а також моделі у вигляді

правил нечіткої логіки. Для реалізації подальших етапів створення прогнозуючої та керуючої систем відіграє вибір типу й структури моделі [17].

Наприклад розглянемо модель, котра створена на основі теоретичних уявлень і закономірностей стосовно конкретного процесу. Вона може потребувати лиш уточнення її параметрів, що можна отримати за допомогою статистичних даних. А в іншому випадку модель, котра повністю базується на статистичних дослідженнях, може потребувати значно більших об'ємів інформації та часу для її побудови. Також можна оглядати іншу спеціалізовану літературу, проте необхідно знати особливості обраних методів та межі їх застосування [18].

Реалізований програмний продукт є найбільш простим з погляду архітектури. Саме тому використання цього програмного продукту буде доцільним, зручним та вигідним в організаціях, які не мають глибоких знань комп'ютерному програмуванні. Архітектура створеного програмного продукту налічує наступні рівні (рис. 3.1):

- а) завантаження і обробка даних;
- б) аналіз даних;
- в) побудова та вибір кращої моделі;
- г) прогнозування.

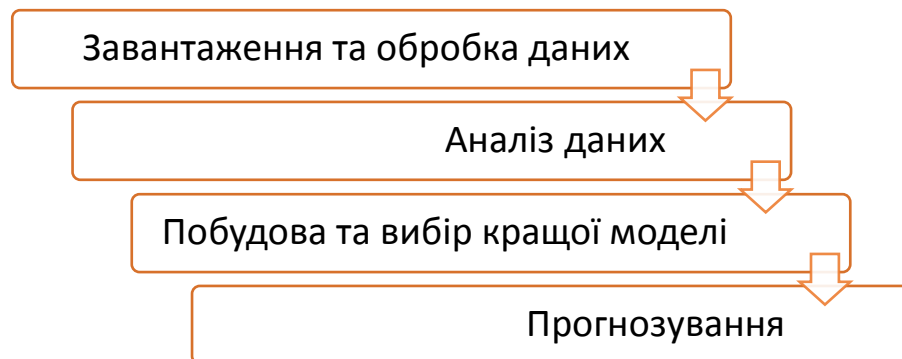


Рисунок 3.1 – Рівні архітектури створеного програмного продукту

Розглянемо кожен із перерахованих рівнів:

- а) на першому рівні завантажуються дані;

- б) на другому рівні є можливість візуальної оцінки даних, проведення статистичного, кореляційного аналізу, аналізу на нелінійність та нестационарність;
- в) на третьому рівні будуються моделі;
- г) на четвертому рівні відбувається прогнозування на основі створеної моделі.

Також зобразимо функціональну схему, яка виражає усю сутність розробленого програмного продукту (рис. 3.2):

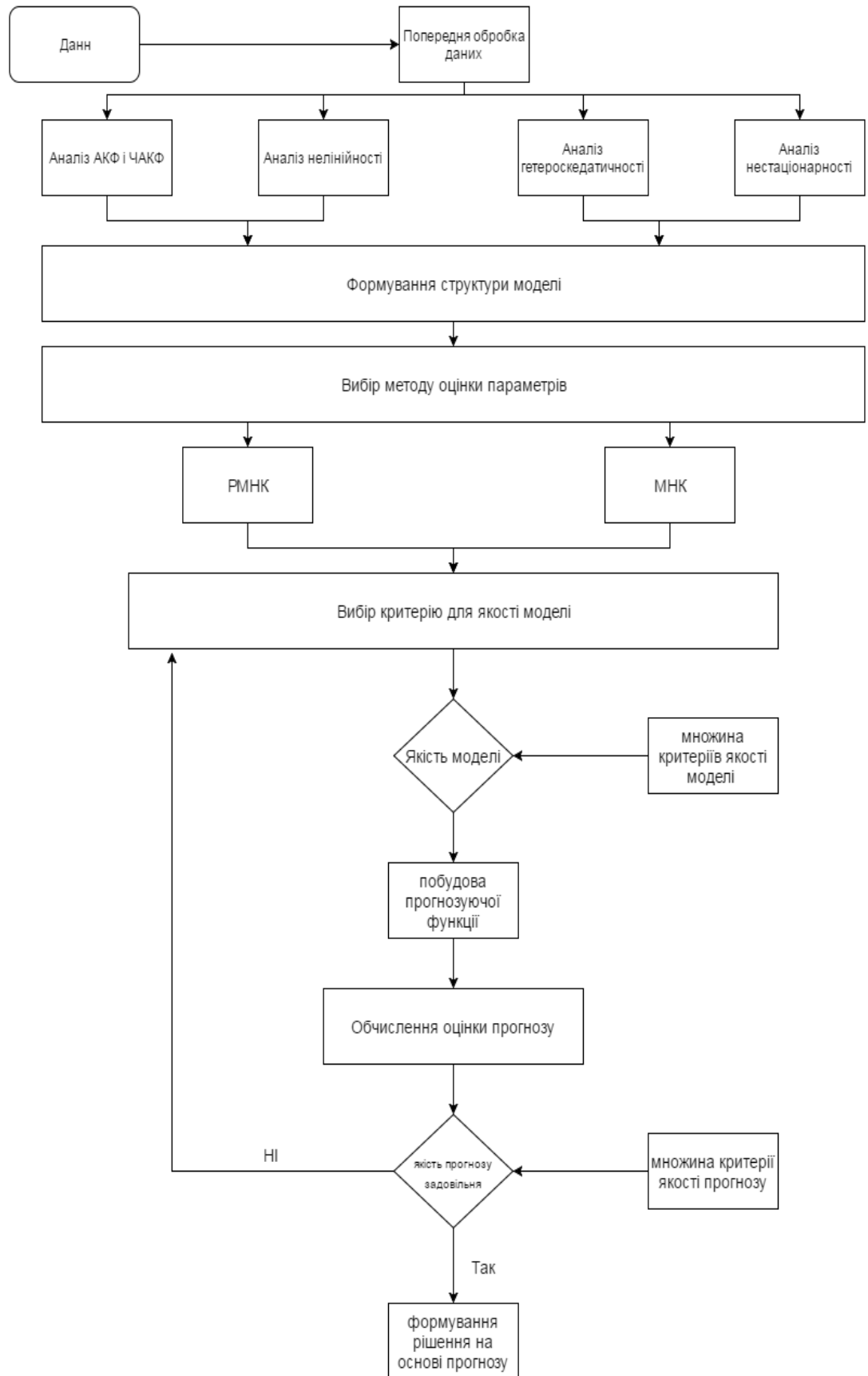


Рисунок 3.2 – Функціональна схема створеного програмного продукту

3.3 Виконання обчислювальних експериментів

Для аналізу та побудови моделей та прогнозів було обрано чотири часових ряди: USD_CHF (208 значень), CPI (60 значень), LTV (107 значень) та RST (100 значень).

USD CHF (Долар США / Швейцарський франк) - це валютна пара, що складається з долара США і швейцарського франку. На сленгу трейдерів ця пара також відома як "Свісс". Дана пара знаходиться на п'ятому місці серед найбільш торгованих валют на ринку і є світовою резервною валютою. USDCHF вважається безпечним притулком для трейдерів завдяки економічній стабільності і нейтральному політичному характеру Швейцарії.

У якості даних візьмемо мінімальні щотижневі ціни валютної пари USD_CHF (208 значень) з 2010 р.

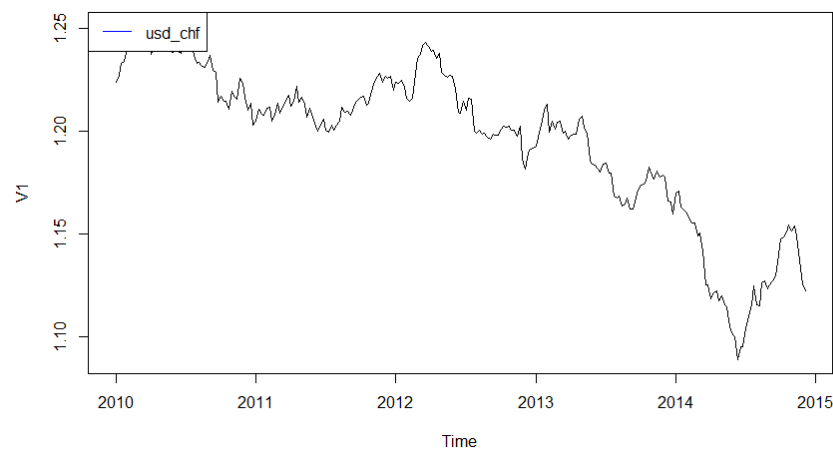


Рисунок 3.3 – ряд USD_CHF

Статистичні характеристики ряду USD_CHF:

- а) середнє 1.2107;
- б) дисперсія 0.0005;
- в) коефіцієнт асиметрії -0.2803;
- г) ексцес 2.4929;

д) Жака-Бера 4.9518.

CPI — індекс споживчих цін (CPI) характеризує зміни у часі загального рівня цін на товари та послуги, які купує населення для невиробничого споживання. Він є показником зміни вартості фіксованого набору споживчих товарів та послуг у поточному періоді до його вартості у базисному періоді.

CPI (рис. 3.) є найважливішим показником, який характеризує інфляційні процеси в економіці країни і використовується для вирішення багатьох питань державної політики, аналізу і прогнозу цінових процесів в економіці, перегляду розмірів грошових доходів та мінімальних соціальних гарантій населення, рішення правових спорів, перерахунку показників системи національних рахунків у постійні ціни [19].

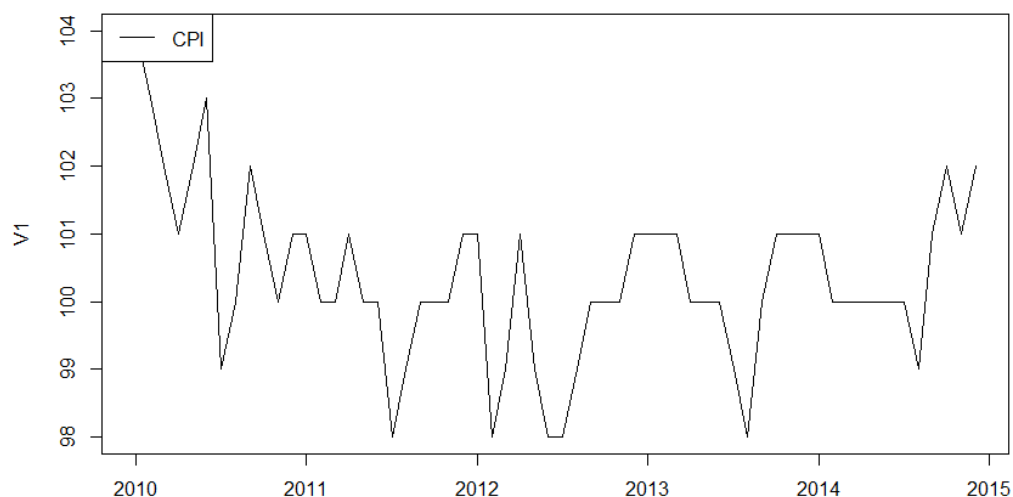


Рисунок 3.4 – ряд CPI (індекс споживчих цін)

Статистичні характеристики ряду CPI:

- е) середнє 100.35;
- ж) дисперсія 1.5534;
- з) коефіцієнт асиметрії 0.2599;
- и) ексцес 3.4014;
- к) Жака-Бера 1.0785.

Валова виручка - англ. Gross Revenue, є сумою грошей, яку отримує компанія в результаті ведення бізнесу, витрати при цьому не враховуються. Наприклад, компанія, що займається роздрібною торгівлею, отримує виручку в результаті продажу товарів, але при цьому валова виручка не враховує витрати на придбання товарів від постачальників, витрати на оплату праці співробітникам, накладні витрати, пов'язані з веденням бізнесу і втрачену частину виручки внаслідок повернення товарів або злодійства. Валова виручка відноситься тільки до суми доходу, отриманого тільки від продажів товарів або послуг, або від інших джерел доходу, таких як роялті та інвестиції, без урахування пов'язаних з ними витрат.

Слід зазначити, що валовий виторг не є основним показником для багатьох компаній, хоча в деяких ситуаціях вона має велике значення. Так як цей показник не витрати, пов'язані з веденням бізнесу, він далеко не завжди відображає, наскільки ефективно функціонує компанія. На професійному жаргоні валову виручку іноді називають «Top Line», оскільки цей показник зазвичай поміщається вгорі різних фінансових звітів. При цьому статті витрат, пов'язані з веденням діяльності, поміщаються нижче цього показника [20].

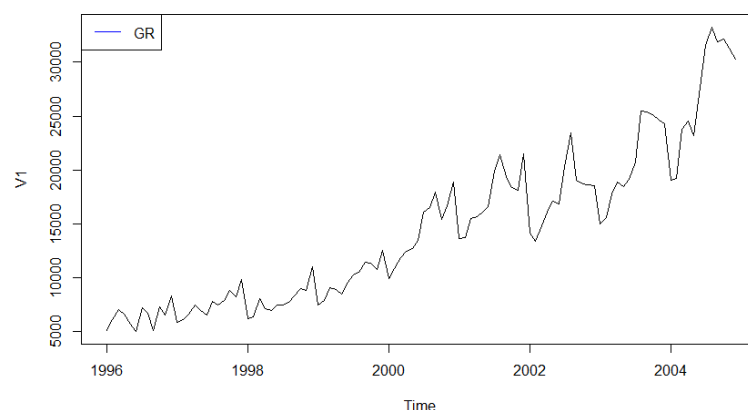


Рисунок 3.5 – ряд GR (Gross Revenue)

Статистичні характеристики ряду Gross Revenue:

- а) середнє 14380.3611;
- б) дисперсія 52711988.4945;

- в) коефіцієнт асиметрії 0.7334;
- г) ексцес 2.7167;
- д) Жака-Бера 10.0439.

RST — чистий прибуток компанії.

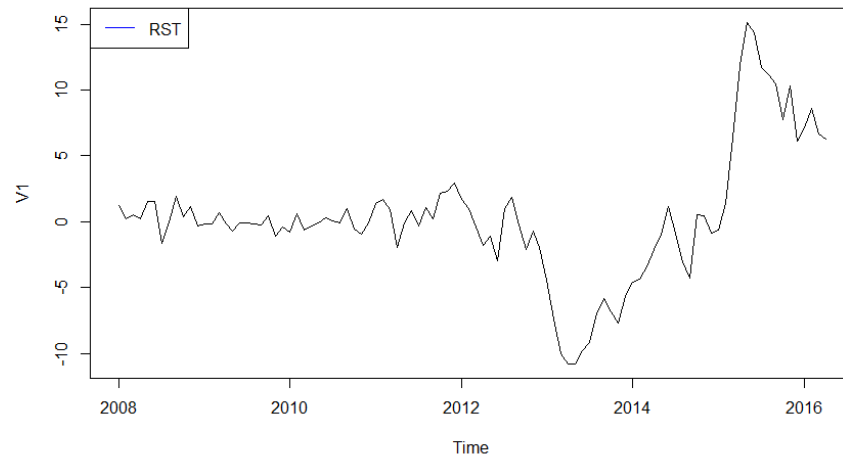


Рисунок 3.6 – ряд RST

Статистичні характеристики ряду RST:

- а) середнє 0.2634;
- б) дисперсія 23.9521;
- в) коефіцієнт асиметрії 0.5483;
- г) ексцес 4.3794;
- д) Жака-Бера 12.9377.

Спочатку розглянемо можливість описання вибраних процесів за допомогою моделі авторегресії. Авторегресійні моделі самі прості за своєю структурою, але досить часто вони мають високу ступінь адекватності досліджуваному процесу, прийнятну для подальшого використання.

Побудуємо авторегресійну модель для ряду USD_CHF: авторегресія 14 порядку:

$$\begin{aligned}
y(k) = & 0,0133 + 0,9655 * y(k-1) + 0,0099 * y(k-2) + \\
& + 0,0319 * y(k-3) - 0,1146 * y(k-4) + 0,0521 * y(k-5) + \\
& + 0,1001 * y(k-6) - 0,0682 * y(k-7) - 0,0918 * y(k-8) + \\
& + 0,0995 * y(k-9) + 0,1130 * y(k-10) - 0,1521 * y(k-11) + \\
& + 0,0017 * y(k-12) + 0,0472 * y(k-13) - 0,0057 * y(k-14).
\end{aligned}
\tag{3.17}$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,9516; \sum e^2 = 0,00459; DW = 1,9692. \tag{3.18}$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,9516), сума квадратів похибок дуже маленьке (0,00459), а статистика Дарбіна-Уотсона (1,9692) наближається до найкращого значення.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.7):

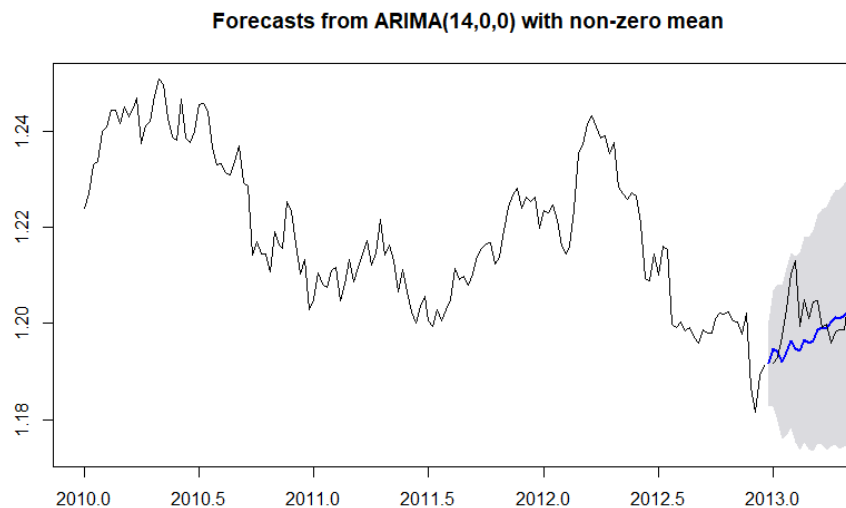


Рисунок 3.7 – Прогноз для USD_CHF

$$СКП = 0,003473; САПП = 4,2\% \tag{3.19}$$

Тобто, середньоквадратична похибка (СКП) та середня абсолютна похибка в процентах (САПП) свідчить про загальну придатність моделі для прогнозування.

Далі побудуємо ще одну модель для ряду USD_CHF: авторегресія 5 порядку:

$$y(k) = 0.0140 + 0.9637 * y(k-1) - 0.0114 * y(k-2) + 0.0832 * y(k-3) - 0.1271 * y(k-4) + 0.0796 * y(k-5). \quad (3.20)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,9541; \sum e^2 = 0,00463; DW = 2,0024. \quad (3.21)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,9541), сума квадратів похибок дуже маленьке (0,00463), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,0024) наближається до найкращого значення.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.8):

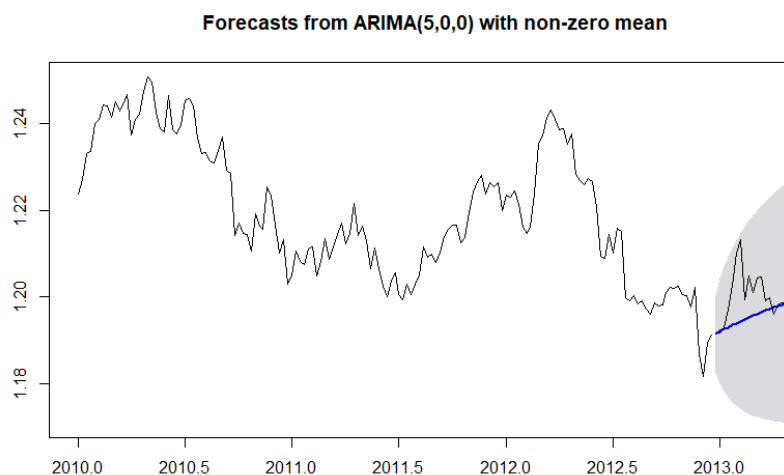


Рисунок 3.8 – Прогноз для USD_CHF

$$СКП = 0.003778; САПП = 4.524\% \quad (3.22)$$

Тобто, середньоквадратична похибка (СКП) та середня абсолютна похибка в процентах (САПП) свідчить про загальну придатність моделі для прогнозування.

Наведемо загальну таблицю оцінок якості моделей та прогнозу для ряду USD_CHF (табл 3.1).

Таблиця 3.1 - Результати моделювання і прогнозування на ряд USD_CHF по різним критеріям якості.

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
USD_CHF	AP(14)	0,9516	0,00459	1,9692	0,003473	4,2
	AP (5)	0,9541	0,00463	2,0024	0,00378	4,524

Як видно з таблиці, найкраще і по якості прогнозу і по якості моделі показала AP (14).

Побудуємо авторегресійну модель для ряду CPI: авторегресія 15 порядку:

$$\begin{aligned}
 y(k) = & 43,366 + 0,6586 * y(k-1) - 0,4392 * y(k-2) + 0,4476 * y(k-3) - \\
 & -0,1289 * y(k-4) - 0,0756 * y(k-5) + 0,0068 * y(k-6) - 0,0273 * y(k-7) - \\
 & -0,0604 * y(k-8) - 0,0178 * y(k-9) + 0,1186 * y(k-10) - 0,0039 * y(k-11) + \\
 & +0,5283 * y(k-12) - 0,3695 * y(k-13) + 0,1725 * y(k-14) - \\
 & -0,2428 * y(k-15).
 \end{aligned}
 \quad (3.23)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,544; \quad \sum e^2 = 0,696; \quad DW = 2,035. \quad (3.24)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,544), сума квадратів похибок дуже маленьке (0,696), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,035) наближається до найкращого значення.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.9):

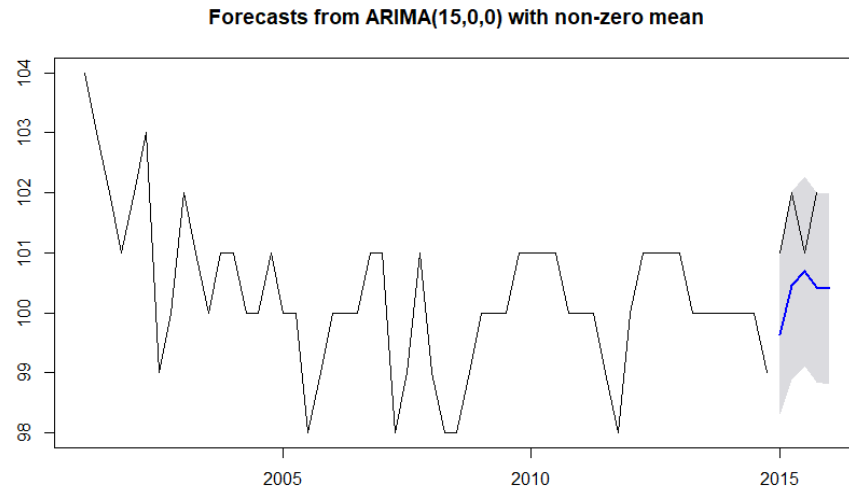


Рисунок 3.9 – Прогноз для СРІ

$$СКП = 1,0504; \text{ САПП} = 3,28\% . \quad (3.25)$$

Тобто, середньоквадратична похибка (СКП), середня абсолютна похибка в процентах (САПП) свідчить про загальну придатність моделі для прогнозування.

Далі побудуємо іншу авторегресійну модель для ряду СРІ: авторегресія 3 порядку з ковзним середнім порядку 5:

$$\begin{aligned} y(k) = & 27,1206 + 1,1446 * y(k-1) - 0,7030 * y(k-2) + 0,2875 * y(k-3) - \\ & - 0,4281 * v(k-1) + 0,0572 * v(k-2) + 0,2875 * v(k-3) - 0,156 * v(k-4) - \\ & - 0,3263 * v(k-5). \end{aligned} \quad (3.26)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,9496; \sum e^2 = 1,038; DW = 2,7359. \quad (3.27)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,9496) краще, ніж попереднє, сума квадратів похибок (1,038) є певне погіршення з попередніми результатами, а статистика Дарбіна-Уотсона (2,7359) показала не дуже гарні результати і значне погіршення з попередніми моделями.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.10):

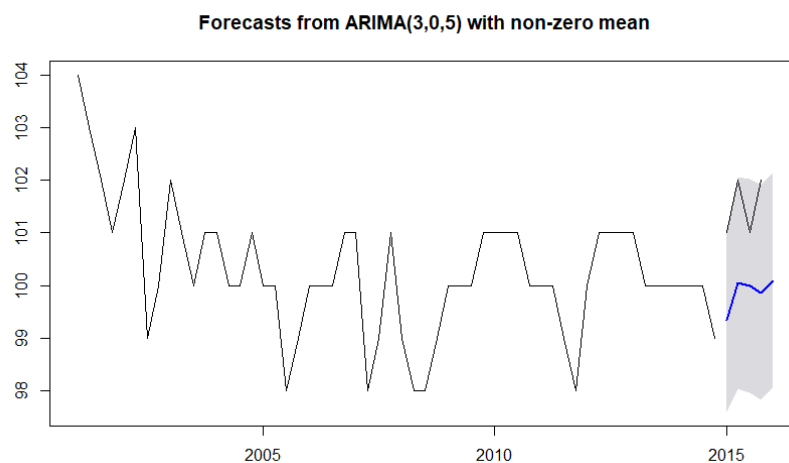


Рисунок 3.10 – Прогноз для СРІ

$$СКП = 0,909; САПП = 2,81\% \quad (3.28)$$

Середньоквадратична похибка (СКП), середня абсолютна похибка в процентах (САПП) зменшилась порівняно з попереднім результатом.

Наведемо загальну таблицю оцінок якості моделей та прогнозу для ряду СРІ (табл. 3.2):

Таблиця 3.2 - Результати моделювання і прогнозування індексу споживчих цін по різним критеріям якості.

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
СРІ	АР(15)	0,544	0,696	2,035	1,0504	3,28
	АРКС (3,5)	0,9496	1,038	2,7359	0,909	2,81

Побудована модель по АРКС (3,5) дала непогані результати, але коефіцієнт Дарбіна-Уотсона склав 2,7359, що є великим відхиленням, проте прогноз високоякісний.

Побудуємо авторегресійну модель для ряду RST: авторегресія 14 порядку:

$$\begin{aligned}
 y(k) = & -0,0974 + 1,1098 * y(k-1) - 0,1776 * y(k-2) - 0,0297 * y(k-3) - \\
 & -0,0051 * y(k-4) + 0,1289 * y(k-5) - 0,0809 * y(k-6) - 0,0747 * y(k-7) - \\
 & -0,1301 * y(k-8) + 0,3111 * y(k-9) - 0,0717 * y(k-10) + 0,0392 * y(k-11) - \\
 & -0,1999 * y(k-12) + 0,3538 * y(k-13) - 0,367 * y(k-14).
 \end{aligned} \quad (3.29)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,91; \quad \sum e^2 = 1,567; \quad DW = 1,946. \quad (3.30)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,91), сума квадратів похибок (1,567), а статистика Дарбіна-Уотсона (1,946).

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.11):

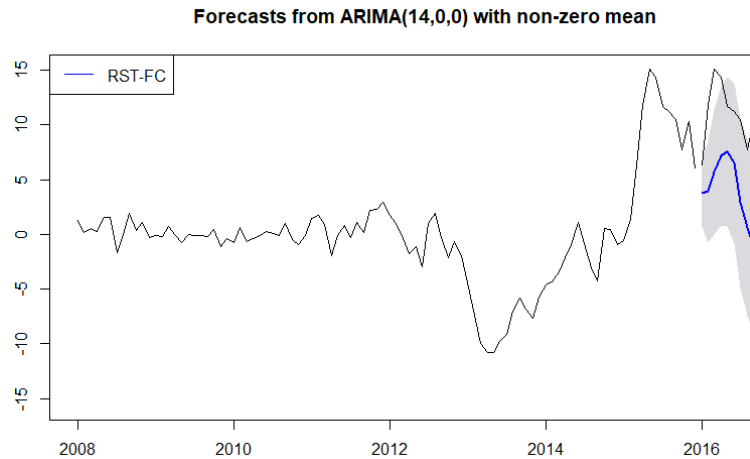


Рисунок 3.11 – Прогноз для RST

$$СКП = 2,22; \text{ САПП} = 3,84\% \quad (3.31)$$

Далі побудуємо іншу авторегресійну модель для ряду RST: авторегресія 5 порядку:

$$y(k) = 0,0504 + 1,0972 * y(k-1) - 0,1664 * y(k-2) + 0,0086 * y(k-3) + 0,0031 * y(k-4) - 0,118 * y(k-5). \quad (3.32)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,881; \sum e^2 = 1,7161; DW = 2,0003. \quad (3.33)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,881) певне погіршення з попередніми результатами, сума квадратів похибок приймає значення (1,7161), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,0003).

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.12):

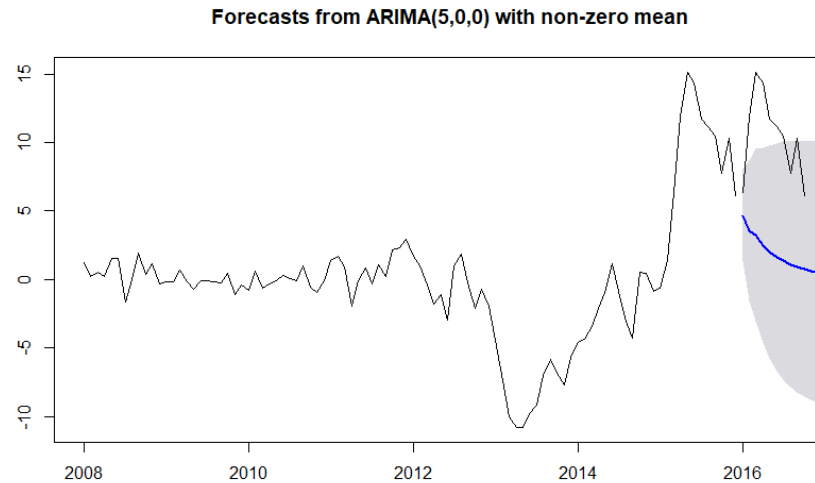


Рисунок 3.12 – Прогноз для RST

$$СКП = 3,084; \text{САПП} = 5,7\% \quad (3.34)$$

Далі побудуємо іншу авторегресійну модель для ряду RST: авторегресія 14 порядку з ковзним середнім порядку 6:

$$\begin{aligned} y(k) = & -0,1694 + 0,7666 * y(k-1) - 0,2212 * y(k-2) + 0,0918 * y(k-3) + \\ & + 0,6318 * y(k-4) - 0,0669 * y(k-5) - 0,0281 * y(k-6) - 0,3432 * y(k-7) - \\ & - 0,0723 * y(k-8) + 0,1748 * y(k-9) - 0,0125 * y(k-10) + 0,1072 * y(k-11) - \\ & - 0,0728 * y(k-12) + 0,2445 * y(k-13) - 0,447 * y(k-14) + 0,3569 * v(k-1) + \\ & + 0,3941 * v(k-2) + 0,3301 * v(k-3) - 0,4632 * v(k-4) - 0,3127 * v(k-5) - \\ & - 0,3943 * v(k-6). \end{aligned} \quad (3.35)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,9357; \sum e^2 = 2,0124; DW = 1,144. \quad (3.36)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,9357), сума квадратів похибок (2,0124), а статистика Дарбіна-Уотсона (1,144) показала значне погіршення результатів.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.13):

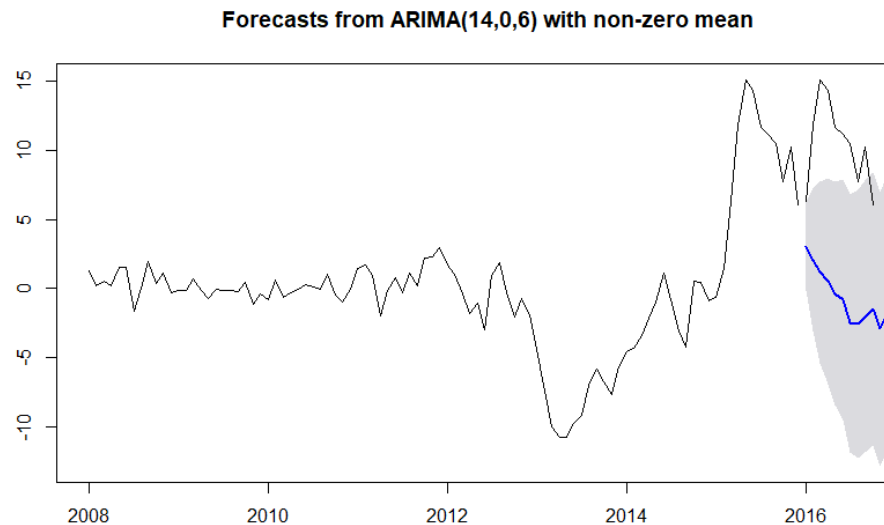


Рисунок 3.13 – Прогноз для RST

$$СКП = 4,306; \text{ САПП} = 6,18\% \quad (3.37)$$

Середньоквадратична похибка (СКП), середня абсолютна похибка в процентах (САПП) зменшилась порівняно з попереднім результатом.

Так як ряд гетероскедестичний побудуємо модель авторегресії 5-ого порядку з квадратичним трендом (рис. 3.14):

Sample (adjusted): 6 100
Included observations: 95 after adjustments
RST=C(1)+C(2)*RST(-1)+C(3)*RST(-2)+C(4)*RST(-3)+C(5)*RST(-4)+C(6)*RST(-5)+C(7)*K+C(8)*K2

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.540648	0.742731	0.727919	0.4686
C(2)	1.060074	0.107005	9.906769	0.0000
C(3)	-0.168990	0.156169	-1.082099	0.2822
C(4)	0.009839	0.158695	0.061999	0.9507
C(5)	0.005448	0.157561	0.034579	0.9725
C(6)	-0.025252	0.107743	-0.234377	0.8152
C(7)	-0.040421	0.034520	-1.170945	0.2448
C(8)	0.000466	0.000329	1.415894	0.1604
R-squared	0.886090	Mean dependent var		0.236716
Adjusted R-squared	0.876925	S.D. dependent var		5.019531
S.E. of regression	1.760954	Akaike info criterion		4.050040
Sum squared resid	29.78344	Schwarz criterion		4.265104
Log likelihood	-184.3769	Hannan-Quinn criter.		4.136942
F-statistic	96.68033	Durbin-Watson stat		2.001821
Prob(F-statistic)	0.000000			

Рисунок 3.14 – Результати оцінювання моделі AP(5) з квадратичним трендом для ряду RST

В результаті отримали наступну модель:

$$y(k) = 0,541 + 1,06 * y(k-1) - 0,169 * y(k-2) + 0,0098 * y(k-3) + 0,0054 * y(k-4) - 0,02525 * y(k-5) - 0,040 * k + 0,00046 * k^2. \quad (3.38)$$

Адекватність моделі оцінюється наступними параметрами:

$$R^2 = 0,886; \quad \sum e^2 = 29,7834; \quad DW = 2,001 \quad (3.39)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,886), сума квадратів похибок (29,7834) показала велике значення, а статистика Дарбіна-Уотсона (2,001) майже ідеальне.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.15):

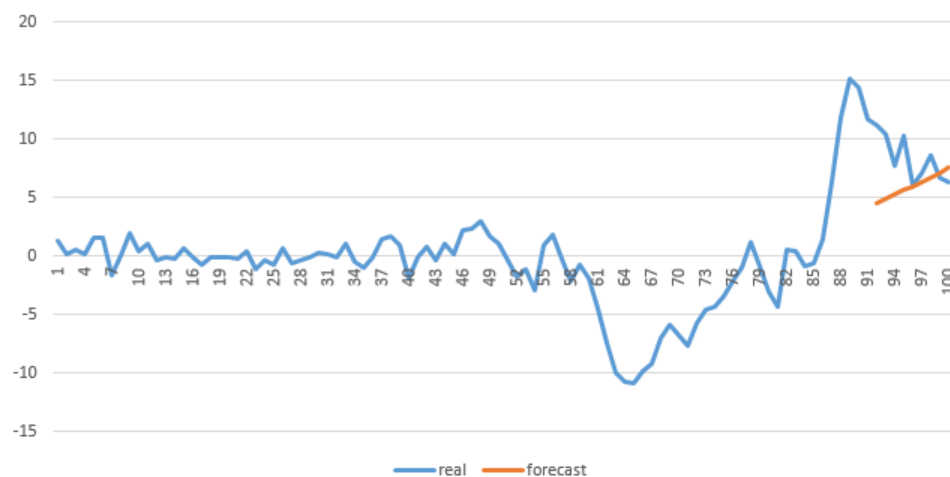


Рисунок 3.15 – Прогноз по моделі моделі $AR(5)$ з квадратичним трендом для ряду RST

$$СКП = 3,948; \quad САПП = 5,9\% \quad (3.40)$$

Наведемо загальну таблицю оцінок якості моделей та прогнозу для ряду RST (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 - Результати моделювання і прогнозування ряду RST

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
RST	AP(14)	0,91	1,567	1,946	2,22	3,84
	AP(5)	0,881	1,7161	2,0003	3,084	5,7
	АРКС(14,6)	0,9357	2,0124	1,144	4,306	6,18
	AP(5)+k2	0,886	29,7834	2,001	3,948	5,9

Найкращі результати при прогнозуванні, тобто даючи найменші помилки показала модель AP(14) .

Побудуємо авторегресійну модель для ряду GR: авторегресія 13 порядку:

$$\begin{aligned}
 y(k) = & -23,2267 + 0,8006 * y(k-1) - 0,0204 * y(k-2) + 0,1980 * y(k-3) - \\
 & -0,0778 * y(k-4) - 0,1195 * y(k-5) - 0,0915 * y(k-6) + 0,049 * y(k-7) - \\
 & +0,1996 * y(k-8) - 0,019 * y(k-9) + 0,0661 * y(k-10) - 0,0583 * y(k-11) - \\
 & +0,6971 * y(k-12) - 0,5836 * y(k-13)
 \end{aligned} \quad (3.41)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,97; \quad \sum e^2 = 1180,84; \quad DW = 2,09 \quad (3.42)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,97), сума квадратів похибок (1180,84), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,09).

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.16):

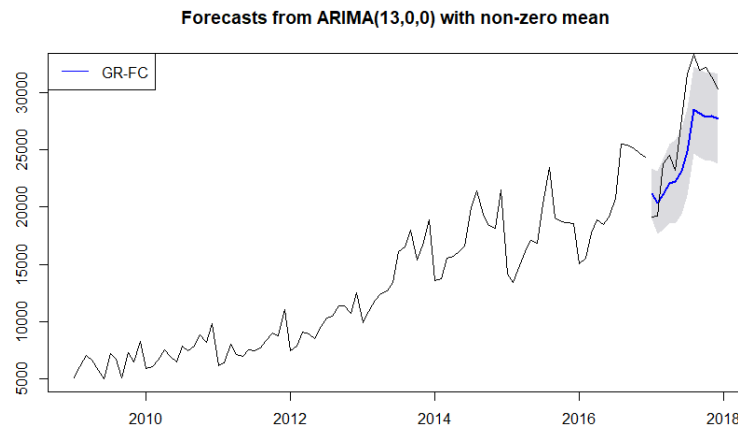


Рисунок 3.16 – Прогноз для GR
 $СКП = 1760,38; САПІ = 1,88\%$ (3.43)

Далі побудуємо іншу авторегресійну модель для ряду GR: авторегресія 9 порядку:

$$y(k) = -58,2995 + 0,6005 * y(k-1) + 0,1344 * y(k-2) + 0,2679 * y(k-3) + \\ + 0,0205 * y(k-4) - 0,2479 * y(k-5) - 0,3625 * y(k-6) + 0,1359 * y(k-7) + \\ + 0,3401 * y(k-8) - 0,1689 * y(k-9). \quad (3.44)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,954; \sum e^2 = 1515,07; DW = 2,0013 \quad (3.45)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,954) певне погіршення з попередніми результатами, сума квадратів похибок приймає значення (1515,07), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,0013).

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.17):

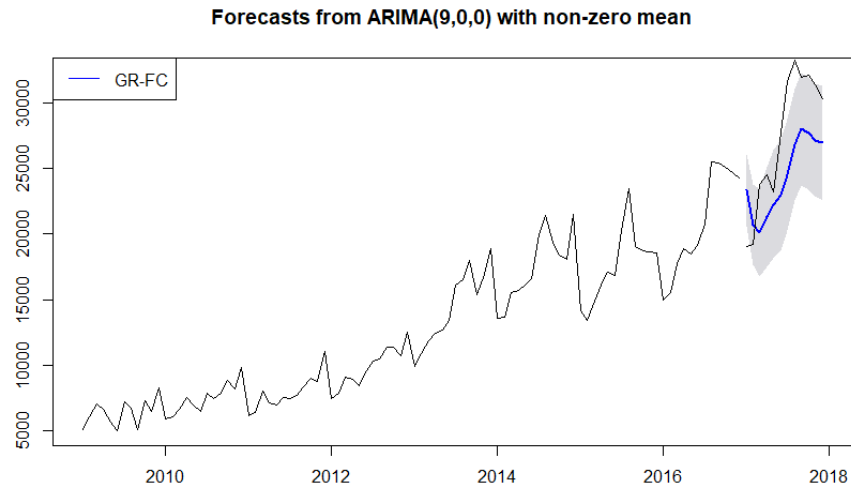


Рисунок 3.17 – Прогноз для GR

$$СКП = 2947,597; \text{САПП} = 3,152\% \quad (3.46)$$

Далі побудуємо іншу авторегресійну модель для ряду GR: авторегресія 13 порядку з ковзним середнім порядку 2:

$$\begin{aligned} y(k) = & 101,5948 + 1,1018 * y(k-1) + 0,0192 * y(k-2) + 0,0438 * y(k-3) - \\ & - 0,1646 * y(k-4) - 0,1465 * y(k-5) - 0,0244 * y(k-6) + 0,1603 * y(k-7) + \\ & + 0,2244 * y(k-8) - 0,1407 * y(k-9) - 0,0131 * y(k-10) - 0,0728 * y(k-11) + \\ & + 0,7389 * y(k-12) - 0,7314 * y(k-13) - 0,3671 * v(k-1) - 0,3632 * v(k-2). \end{aligned} \quad (3.47)$$

В свою чергу статистичні характеристики моделі:

$$R^2 = 0,987; \sum e^2 = 1296,48; DW = 2,393 \quad (3.48)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення (0,987), сума квадратів похибок (1296,48), а статистика Дарбіна-Уотсона (2,393) показала значне погіршення результатів.

Наведемо характеристики якості (за навчальною вибіркою) для прогнозу вибраного ряду (рис. 3.18):

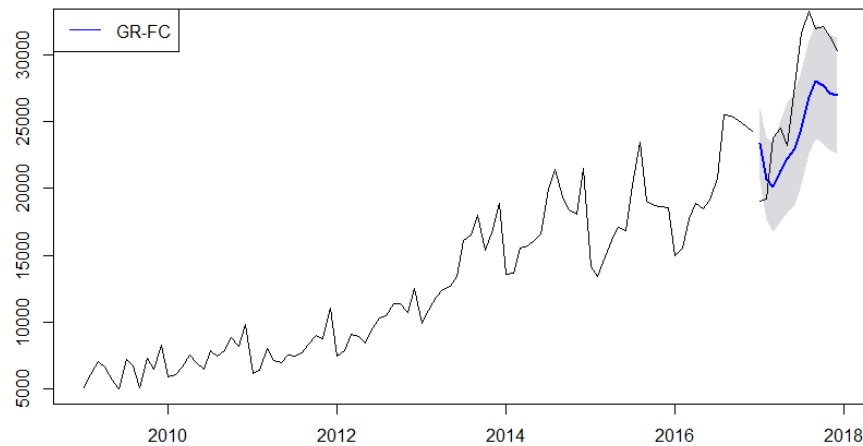


Рисунок 3.18 – Прогноз для GR

$$\text{СКП} = 3315,991; \text{САПП} = 8,4\% \quad (3.49)$$

Середньоквадратична похибка (СКП), середня абсолютна похибка в процентах (САПП) зменшилась порівняно з попереднім результатом.

Наведемо загальну таблицю оцінок якості моделей та прогнозу для ряду GR (табл. 3.4).

Таблиця 3.4 - Результати моделювання і прогнозування ряду GR

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
GR	AP(13)	0,97	1180,84	2,09	1760,38	1,88
	AP(9)	0,954	1515,07	2,0013	2947,59	3,152
	АРКС(13,2)	0,987	1296,48	2,393	3315,99	8,4

Найкращі результати при прогнозуванні, тобто даючи найменші помилки показала модель AP(13) .

Базуючись на результатах попередніх досліджень побудуємо моделі обраних процесів за допомогою комерційного продукту GMDH Shell який використовує метод групового аргументу для побудови моделей.

Проаналізуем та спрогнозуємо ряд USD_CHF за допомогою МГУА.

Отримаємо модель :

$$Y1[t] = -0.44331 + \text{time} * (-0.000169013) + "x1[t-12], \text{cubert}" * 1.56472 \quad (3.50)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення 0,628

Зобразимо графік прогнозу для обраного ряду (рис. 3.19).



Рисунок 3.19 – МГУА USD_CHF

Характеристика прогнозу даного ряду приймає наступні значення:

$$СКП = 0,498; \quad САПП = 1,278\% \quad (3.51)$$

Проаналізуем та спрогнозуємо індекс споживчих цін використовуючи за допомогою МГУА.

Отримаємо модель :

$$Y1[t] = 316.384 + "x1[t-5], \text{cubert}" * (-37.8545) + "x1[t-3], \text{cubert}" * (-8.68243) \quad (3.52)$$

Коефіцієнт детермінації приймає значення 0,45712

Зобразимо графік прогнозу для обраного ряду (рис. 3.20).

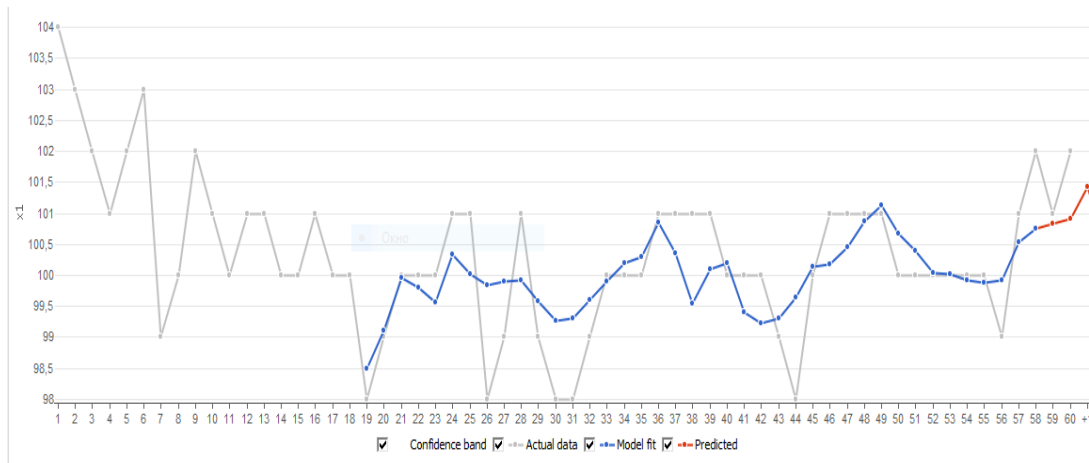


Рисунок 3.20 – МГУА СРІ

Характеристика прогнозу даного ряду приймає наступні значення:

$$СКП = 0,7747; \quad САПП = 0,61524\% \quad (3.53)$$

Як бачимо показники прогнозу дуже гарні середня абсолютна похибка в процентах (САПП) склала всего 0,615%. Можна зробити висновок, що модель цілком придатна для використання.

Наведемо модель яка побудована для ряду RST:

$$\begin{aligned} Y_1[t] = & 0.998017 + "x1[t-1], \text{cubert}" * 3.22661 + "x1[t-3], \text{cubert}" * 1.09025 + \\ & "x1[t-8], \text{cubert}" * (-1.20318) + "x1[t-11], \text{cubert}" * (-0.428972) + "x1[t-12], \\ & \text{cubert}" * 0.412343 + "x1[t-4], \text{cubert}" * 0.506062. \end{aligned} \quad (3.54)$$

Коефіцієнт детермінації даної моделі становить 0,916219. Наведемо графік прогнозу для ряду RST (рис.3.21):

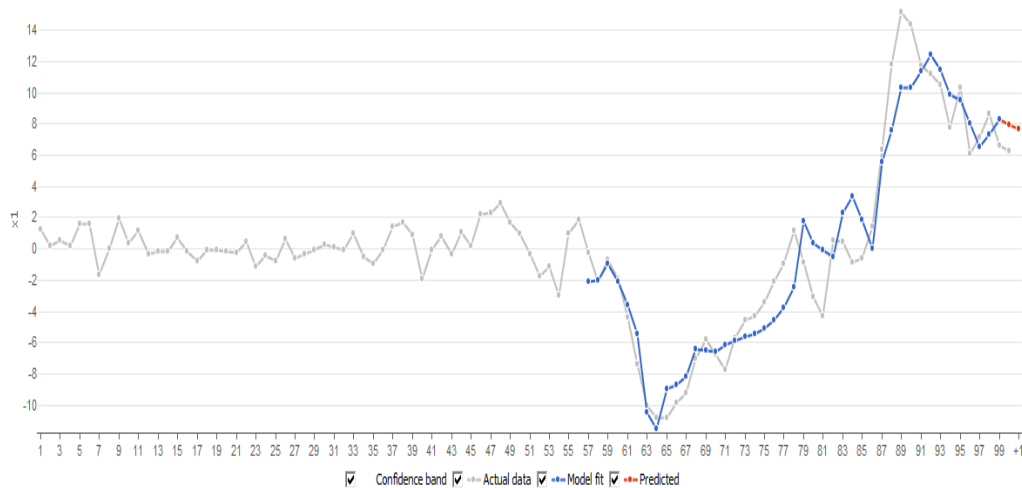


Рисунок 3.21 – МГУА RST

Характеристика прогнозу ряду RST наступні:

$$СКП = 2,66394; \quad САПП = 5,27816\% \quad (3.55)$$

На жаль, показники прогнозу не найкарщі, СПП становить 5,27816%.

Розглянемо ряд GR:

$$\begin{aligned} Y1[t] = & -4293.15 + x1[t-1]*x1[t-12]*3.99777e-05 + x1[t-7]*x1[t-8], \\ & cubert^{**}0.0162273 + x1[t-3]*x1[t-10]*1.29137e-05 + \\ & + x1[t-2]*x1[t-3], cubert^{**}(-0.00356083) \end{aligned} \quad (3.56)$$

Коефіцієнт детермінації даної моделі становить 0,975549. Наведемо графік прогнозу для ряду GR (рис.3.22):

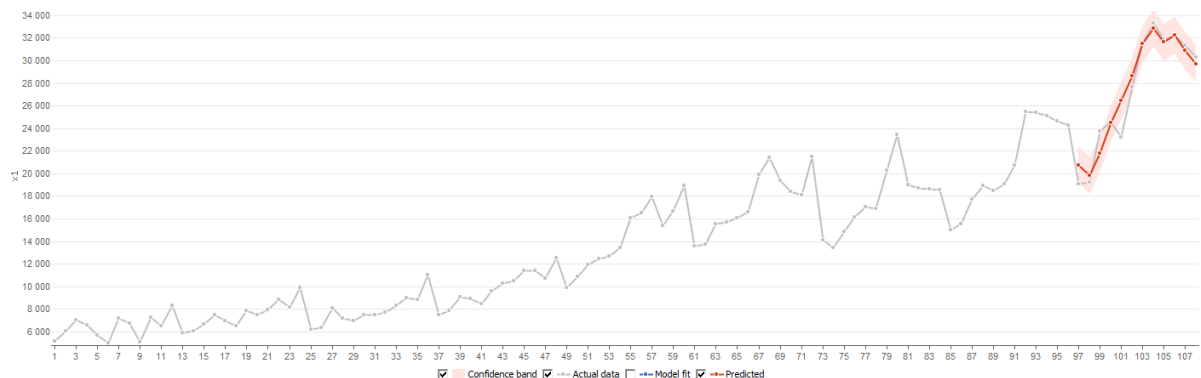


Рисунок 3.22 – МГУА GR

Характеристика прогнозу ряду GR наступні:

$$СКП = 816,485 \quad САПП = 1,5856\% \quad (3.57)$$

Наведемо зведену таблицю по оцінкам обраних рядів (табл. 3.5).

Таблиця 3.5 – зведена таблиця оцінок обраних рядів

Ряд	Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
		R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
USD_CHF	AP(14)	0,9516	0,00459	1,9692	0,003473	4,2
	AP (5)	0,9541	0,00463	2,0024	0,00378	4,524
	МГУА	0,628			0,498	1,278
CPI	AP(15)	0,544	0,696	2,035	1,0504	3,28
	АРКС (3,5)	0,9496	1,038	2,7359	0,909	2,81
	МГУА	0,45712			0,7747	0,61524
RST	AP(14)	0,91	1,567	1,946	2,22	3,84
	AP(5)	0,881	1,716	2,0003	3,084	5,7
	АРКС(14,6)	0,9357	2,012	1,144	4,306	6,18
	AP(5)+k2	0,886	29,783	2,001	3,948	5,9
	МГУА	0,91621			2,6639	5,2781
GR	AP(13)	0,97	1180,84	2,09	1760,38	1,88
	AP(9)	0,954	1515,07	2,0013	2947,59	3,152
	АРКС(13,2)	0,987	1296,48	2,393	3315,99	8,4
	МГУА	0,976			816,485	1,5856

Висновки до розділу

Якість побудованої моделі багато в чому залежить від коректного застосування методів оцінювання параметрів моделей. Як у лінійних та нелінійних процесах, параметри можна оцінити за допомогою методу найменших квадратів, методу максимальної правдоподібності, методу Монте-Карло для марковських ланцюгів. Нелінійні методи потребують задавання початкових умов і контролю збіжності процесу оцінювання. Метод Монте-Карло для марковських ланцюгів характеризується універсальністю застосування, але може потребувати багато часу для реалізації.

З метою максимальної достовірності та точності прогнозних значень було здійснено моделювання на основі кількох моделей, після чого виконано відповідний порівняльний аналіз.

Прогнозування часових рядів здійснювалося на основі авторегресійних моделей (АР), авторегресійних моделей з ковзним середнім (АРКС) та методу групового врахування аргументів.

У результаті моделювання на основі вказаних методів можна зробити висновок, що не існує якомусь одного універсального методу для побудови та прогнозування часових рядів. Кожен ряд унікальний по своєму і до кожного треба застосовувати свій виважений підхід. Також можна сказати, що при моделюванні не можна спиратися на один з параметрів адекватності моделі, кожен з параметрів важливий і при розрахунках та прогнозуванні це треба враховувати.

РОЗДІЛ 4

РОЗРОБЛЕННЯ СТАРТАП ПРОЕКТУ

Стартап як форма малого ризикового (венчурного) підприємництва впродовж останнього десятиліття набула широкого розповсюдження у світі через зниження бар'єрів входу в ринок (із появою Інтернету як інструменту комунікацій та збуту стало простіше знаходити споживачів та інвесторів, займатись пошуком ресурсів, перетинати кордони між ринками різних країн), і вважається однією із наріжних складових інноваційної економіки, оскільки за рахунок мобільності, гнучкості та великої кількості стартап-проектів загальна маса інноваційних ідей зростає.

Проте створення та ринкове впровадження стартап-проектів відзначається підвищеною мірою ризику, ринково успішними стає лише невелика частка, що за різними оцінками складає від 10% до 20%. Ідея стартап-проекту, взята окремо, не вартує майже нічого: головним завданням керівника проекту на початковому етапі його існування є перетворення ідеї проекту у працюючу бізнес-модель, що починається із формування концепції товару (послуги) для визначеної клієнтської групи за наявних ринкових умов.

Розроблення та виведення стартап-проекту на ринок передбачає здійснення низки кроків, в межах яких визначають ринкові перспективи проекту, графік та принципи організації виробництва, фінансовий аналіз та аналіз ризиків і заходи з просування пропозиції для інвесторів. Далі наведено маркетинговий аналіз стартап проекту. В межах цього етапу:

- а) розробляється опис самої ідеї проекту та визначаються загальні напрями використання потенційного товару чи послуги, а також їх відмінність від конкурентів;
- б) аналізуються ринкові можливості щодо його реалізації;
- в) на базі аналізу ринкового середовища розробляється стратегія ринкового впровадження потенційного товару в межах проекту.

4.1 Опис ідеї проекту

В межах підпункту було проаналізовано і подано у вигляді таблиць:

- а) зміст ідеї (що пропонується);
- б) можливі напрямки застосування;
- в) основні вигоди, що може отримати користувач товару (за кожним напрямком застосування);
- г) чим відрізняється від існуючих аналогів та замінників.

Перші три пункти подані у вигляді таблиці (таблиця 4.1) і дають цілісне уявлення про зміст ідеї та можливі базові потенційні ринки, в межах яких потрібно шукати групи потенційних клієнтів.

Таблиця 4.1 - Опис ідеї стартап-проекту

<i>Зміст ідеї</i>	<i>Напрямки застосування</i>	<i>Вигоди для користувача</i>
Розроблену систему моделювання процесів та побудови прогнозів можна застосовувати для аналізу та прогнозування нелінійних нестаціонарних процесів, які присутні у фінансово-економічних сферах багатьох підприємств.	На підприємствах з метою побудови моделі та прогнозування.	Розвиток фінансово-економічних процесів має складний характер: наявність нестаціонарності та нелінійності, що приводить до необхідності пошуку нових структур прогнозних моделей для підвищення якості прогнозів. Вони необхідні для подальшого використання при прийнятті управлінських рішень.
	На підприємствах з метою прийняття управлінських рішень на основі результатів роботи програми.	Отриманий прогноз визначає можливості, в рамках яких можуть ставиться реалістичні задачі планування розвитку економіки або роботи підприємства у майбутньому.

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї (чим відрізняється від існуючих аналогів та замінників) порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає:

- а) визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;
- б) визначення попереднього кола конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проводиться збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;
- в) проводиться порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначаються показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні) (табл. 4.2).

Таблиця 4.2 - Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ n/n	Техніко-економічні характеристики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів		W (слабка сторон а)	N (нейтра льна сторон а)	S (сильна сторон а)
		Мій проект	FORcast4 и			
1.	Кросплатформеність	Можливість використанн я на різних ОС	Тільки Windows			+
2.	Зручність використання/орієнтован ість на кінцевого споживача	Зручний інтерфейс з підтримкою укр, англ та рос мов.	Тільки англійська мова.			+
3.	Універсальність	Обмежені функції:6 побудова моделі і прогнозуван ня	Наявні інші функції	+		

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

4.2 Технологічний аудит ідеї проекту

В межах даного підрозділу було проведено аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проекту (технології створення товару). Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових (таблиця 4.3):

- а) за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- б) чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/добробити?
- в) чи доступні такі технології авторам проекту?

Таблиця 4.3 - Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ n/n	Ідея проекту	Технології реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1	Створення програмного забезпечення для побудови моделі та прогнозування	Алгоритми аналізу на нелінійність та нестаціонарність	Наявна	Доступна
		Критеріальна база	Наявна	Доступна
		R	Наявна	Доступна
		Eviews	Наявна	Наявна
Обрана технологія реалізації ідеї проекту: Алгоритми + критеріальна база + R + Eviews				

За результатами аналізу таблиці зроблено висновок щодо можливості технологічної реалізації проекту. Технологічним шляхом реалізації проекту було обрано такі технології, як Oculus Mobile SDK, Gear VR Framework та OpenCV через їх доступність та безкоштовність.

4.3 Аналіз ринкових можливостей запуску стартап-проекту

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів.

Спочатку було проведено аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (таблиця 4.4).

Таблиця 4.4 - Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

<i>№ п/п</i>	<i>Показники стану ринку (найменування)</i>	<i>Характеристика</i>
1	Кількість головних гравців, од	3
2	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	150000
3	Динаміка ринку (якісна оцінка)	Зростає
4	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	-
5	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	-
6	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	18

Середню норму рентабельності в галузі було порівняно із банківським відсотком на вкладення. Останній є меншим, тому є сенс вкладати гроші саме у цей проект.

За результатами аналізу таблиці 4.4 було зроблено висновок, що ринок є привабливим для входження.

Надалі були визначені потенційні групи клієнтів, їх характеристики та зформовано орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 4.5).

Таблиця 4.5 - Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

<i>№ n/n</i>	<i>Потреба, що формує ринок</i>	<i>Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)</i>	<i>Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів</i>	<i>Вимоги споживачів до товару</i>
	Програмне забезпечення для моделювання процесів та побудови прогнозів.	Компанії, приватні підприємства, специфіка роботи яких пов'язана з фінансово-економічними процесами.	Відмінності у сферах діяльності компаній та приватних підприємств, підходи до прогнозування та моделювання процесів.	Зручний інтерфейс, мала похибка у прогнозуванні, швидкість і надійність у використанні.

Після визначення потенційних груп клієнтів було проведено аналіз ринкового середовища: складено таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту, та факторів, що йому перешкоджають (табл. 4.6, 4.7).

Таблиця 4.6 - Фактори загроз

<i>№ n/n</i>	<i>Фактор</i>	<i>Зміст загрози</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
1	Конкуренція	Вихід на ринок продуктів з кращими характеристиками	Передбачити додаткові переваги власного програмного продукту (ПП) для того, щоб повідомити про них саме після виходу на ринок конкурентів. Вдосконалення технічних моментів власного продукту. Обрати нову цільову аудиторію і зосередитися на ній: зниження цін.
2	Невідповідність умовам соціального розвитку	Динамічна зміна соціальних норм чи економічних моментів, що призведе до втрати достовірності прогнозу	Забезпечення гнучкості математичних моделей, адаптація до сучасних умов швидкими темпами
3	Зміна потреб користувачів	Користувачам необхідне програмне забезпечення з іншим функціоналом	Передбачити можливість додавання нового функціоналу до створюваного ПП

Таблиця 4.7 - Фактори можливостей

<i>№ n/n</i>	<i>Фактор</i>	<i>Зміст можливості</i>	<i>Можлива реакція компанії</i>
1	Конкуренція	Відсутність аналогічного продукту для вітчизняного користувача.	Адаптація програмного продукту до вітчизняних особливостей.

Продовження таблиці 4.7

2	Поява нових методів прогнозування	З'являться нові методи, що будуть швидше та ефективніше прогнозувати показники	Покращити ПП додаванням нового функціоналу, розширення можливостей
3	Поява нових методів моделювання	З'являться нові методи, що будуть швидше, та більш точно моделювати процеси	Покращити ПП додаванням нового функціоналу, розширення можливостей

Надалі було проведено аналіз пропозиції: визначили загальні риси конкуренції на ринку (таблиця 4.8).

Таблиця 4.8 - Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

<i>Особливості конкурентного середовища</i>	<i>В чому проявляється дана характеристика</i>	<i>Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)</i>
1. Вказати тип конкуренції - монополія	На ринку присутні декілька компаній-конкурентів, але їх товар дещо відрізняється між собою.	Підтримка якості продукту та постійні нововведення, вдосконалення.
2. За рівнем конкурентної боротьби - міжнародний	Компанії-конкуренти з інших країн	Створити основу ПП таким чином, щоб можна було легко переробити даний ПП для використання у галузях інших країн.
3. За галузевою ознакою - міжгалузева	Продукт може використовуватись для різних галузей	Постійне вдосконалення продукту, що не має прив'язки до сфери
4. Конкуренція за видами товарів: - товарно-видова	Конкуренція між видами ПП, їх особливостями.	Створити ПП, враховуючи недоліки конкурентів
5. За характером конкурентних переваг - нецінова	Вдосконалення технології створення ПП, щоб собівартість була нижчою	Удосконалення моделі. Використання більш дешевих технологій для розробки, ніж використовують конкуренти, але тільки якщо ці технології відповідають необхідним вимогам якості.
6. За інтенсивністю - не марочна	Бренд присутній, але його роль незначна	Реклама, участь у конференціях, семінарах.

Було проведено аналіз конкуренції у галузі за моделлю М. Портера (табл. 4.9).

Таблиця 4.9 - Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

Складові аналізу	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
	Навести перелік прямих конкурентів	Визначити бар'єри входження в ринок	Визначити фактори сили постачальників	Визначити фактори сили споживачів	Фактори загроз з боку замінників
	SAS Matlab	Наявність вже існуючих рішень	-	Контроль якості продукту	Наявність більш широкого функціоналу, зручнішого інтерфейсу та авторитет (перевірена якість)
Висновки :	Досить інтенсивна конкурентна боротьба з вже закріпившимися на ринку гравцями	Є можливості виходу на ринок, але є і конкуренти. Строки – 18 місяців.	-	Клієнти диктують умови роботи на ринку: зручний інтерфейс, надійний, швидкий, точний та достовірний ПП для побудови моделей і прогнозів.	Необхідно випускати ПЗ не гірше, ніж у конкурентів та розширяти функціонал.

За результатами аналізу табл. 4.9 було зроблено висновок про можливість роботи на ринку з огляду на конкурентну ситуацію. Також було зроблено висновок щодо характеристик, які повинен мати проект, щоб бути конкурентноспроможним на ринку.

Цей висновок був врахований при формулюванні переліку факторів конкурентноспроможності у наступному пункті. На основі аналізу конкуренції, проведеного в табл. 4.9, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (табл. 4.2), вимог споживачів до товару (табл. 4.5) та факторів маркетингового середовища (таблиці 4.6, 4.7) визначається та обґрунтовується перелік факторів конкурентноспроможності. Аналіз оформлено у табл. 4.10.

Таблиця 4.10 - Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ n/n	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1	Ціна	Більш доступна ціна збільшує кількість потенційних клієнтів
2	Кросплатформність ПП	Можливість використання програмного забезпечення на будь-якій платформі.
3	Орієнтованість на кінцевого споживача	Продукт орієнтований на взаємодію з клієнтом

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 4.10) проведено аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 4.11).

Таблиця 4.11 - Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін проекту

№ n/n	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів-конкурентів у порівнянні з ... (назва підприємства)						
			-3	-2	-1	0	+1	+2	+3
1	Ціна	15					*		
2	Кросплатформність ПП	20			*				
3	Орієнтованість на кінцевого споживача	7					*		

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (таблиця 4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (таблиця 4.11). Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей було складено на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення. Наприклад: зниження доходів потенційних споживачів – фактор загрози, на основі якого можна зробити прогноз щодо посилення значущості цінового фактору при виборі товару та відповідно, – цінової конкуренції (а це вже – ринкова загроза).

Таблиця 4.12 - SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: Ціна Орієнтованість на кінцевого споживача	Слабкі сторони: Кросплатформність ПП
Можливості: Конкуренція Поява нових методів прогнозування Поява нових методів моделювання	Загрози: Невідповідність умовам соціального розвитку Зміна потреб користувачів

На основі SWOT-аналізу було розроблено альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (див. таблицю 4.9, аналіз потенційних конкурентів). Визначені альтернативи були проаналізовані з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (таблиця 4.13).

Таблиця 4.13 - Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Безкоштовне розповсюдження створеного ПП	45%	18 місяців
2	Створення ПП з подальшим розповсюдженням за певну оплату	85%	18 місяців
3	Створення вебсайту, на якому можна буде користуватися ПП	75%	16 місяців

Після аналізу було обрано альтернативу №2

4.4 Аналіз ринкової стратегії проекту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: було проведено опис цільових груп потенційних споживачів (таблиця 4.14).

Таблиця 4.14 - Вибір цільових груп потенційних споживачів

<i>№ n/n</i>	<i>Опис профілю цільової групи потенційних клієнтів</i>	<i>Готовність споживачів сприйняти продукт</i>	<i>Орієнтовний попит в межах цільової групи (сегменту)</i>	<i>Інтенсивність конкуренції в сегменті</i>	<i>Простота входу у сегмент</i>
1	Компанії (українські та міжнародні) діяльність яких пов'язана з фінансово-економічною сферами.	Висока	Високий	Сильна	Складно
2	Приватні підприємства міського та міжнародного рівня, діяльність яких пов'язана з фінансово-економічною сферами.	Висока	Високий	Сильна	Складно
3	Приватні підприємства, обласного рівня.	Помірна	Помірний	Помірна	Середня складність
4	Підприємства регіонального характеру	Помірна	Слабкий	Слабка	Просто
5	ФОП, які діють у фінансово-економічній сферах.	Слабка	Слабкий	Слабка	Просто
Які цільові групи обрано: 1,2,3					

За результатами аналізу потенційних груп споживачів було обрано цільові групи, для яких буде запропоновано даний товар, та визначено

стратегію охоплення ринку - стратегію диференційованого маркетингу (компанія працює з декількома сегментами).

Для роботи в обраних сегментах ринку сформовано базову стратегію розвитку (таблиця 4.15).

Таблиця 4.15 - Визначення базової стратегії розвитку

<i>№ n/n</i>	<i>Обрана альтернатива розвитку проекту</i>	<i>Стратегія охоплення ринку</i>	<i>Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи</i>	<i>Базова стратегія розвитку*</i>
		Визначити потреби кожної з груп, розробити відповідно до них стратегії приваблення клієнтів та маркетингової комунікації	Цінова політика, універсальність продукту (миттєве практичне застосування), орієнтованість на кінцевого споживача	Стратегія диференціації

Наступним кроком обрано стратегію конкурентної поведінки (таблиця 4.16).

Таблиця 4.16 - Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

<i>№ n/n</i>	<i>Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?</i>	<i>Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих конкурентів?</i>	<i>Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?</i>	<i>Стратегія конкурентної поведінки*</i>
	«Прешопроходець»	Шукати нових	Ні	Стратегія заняття конкурентної ніші

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту (див. таблицю 4.5), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (таблиця 4.15) та стратегії конкурентної поведінки (таблиця 4.16) розроблено стратегію позиціонування (таблиця 4.17), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 4.17 - Визначення стратегії позиціонування

<i>№ п/п</i>	<i>Вимоги до товару цільової аудиторії</i>	<i>Базова стратегія розвитку</i>	<i>Ключові конкурентоспромо жні позиції власного стартап-проекту</i>	<i>Вибір асоціацій, які мають сформувані комплексну позицію власного проекту (три ключових)</i>
	Легкість розуміння, зручний інтерфейс, надійний, швидкий, точний та достовірний ПП для побудови моделей і прогнозів.	Стратегія диференціації	Позиція на основі порівняння фірми з товарами конкурентів; Відмінні особливості споживача	Економія часу; Зручність застосування; Практичність та точність результату

Результатом виконання підрозділу стала узгоджена система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначає напрями роботи стартап-компанії на ринку.

4.5 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Сформовано маркетингову концепцію товару, який отримає споживач. Для цього у таблиці 4.18 підсумовано результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару. Концепція товару - письмовий опис фізичних та інших характеристик товару, які сприймаються споживачем, і набору вигод, які він обіцяє певній групі споживачів.

Таблиця 4.18 - Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

<i>№ п/п</i>	<i>Потреба</i>	<i>Вигода, яку пропонує товар</i>	<i>Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)</i>
1	Швидкість отримання результату	Швидка побудова моделі та створення прогнозу	Відсутність необхідності звертатися до сторонньої особи/компанії для побудови моделі та прогнозу. Дані компанії-користувача, якими оперує ПП, не передаються третім особам, чого вимагає політика безпеки багатьох компаній.
2	Зручність застосування	Не потрібно мати глибоких знань, для того щоб побудувати модель та спрогнозувати показники	ПП сам обирає необхідний та оптимальний метод для побудови моделі та прогнозу. Не потрібно мати глибоких знань у прогнозуванні для того, щоб користуватися ПП
3	Практичність та точність результату	Користувач отримує точні (з малою похибкою розбіжності) результати.	Користувач на виході роботи ПП отримує модель та прогноз, котрі відповідають необхідним показникам достовірності та точності. Отриманий прогноз можна використовувати для створення стратегії розвитку підприємства.

Розроблено трирівневу маркетингову модель товару: уточнюється ідея продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання (таблиця 4.19).

1-й рівень При формуванні задуму товару вирішується питання щодо того, засобом вирішення якої потреби і / або проблеми буде даний товар, яка його основна вигода. Дане питання безпосередньо пов'язаний з формуванням технічного завдання в процесі розробки конструкторської документації на виріб.

2-й рівень Цей рівень являє рішення того, як буде реалізований товар в реальному/ включає в себе якість, властивості, дизайн, упаковку, ціну.

3-й рівень Товар з підкріпленням (супроводом) - додаткові послуги та переваги для споживача, що створюються на основі товару за задумом і товару в реальному виконанні (гарантії якості, доставка, умови оплати та ін).

Таблиця 4.19 - Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару		Сутність та складові		
I.	Товар за задумом	Зручність та швидкість отримання практичного результату щодо побудови моделі та прогнозування процесів.		
II.	Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх /Тл/Е/Ор
		1. функція побудови моделі процесу 2. функція побудови прогнозу		
		Якість: достовірність побудови математичної моделі, достовірність побудови прогнозу		
		Пакування: відсутнє		
		Марка: StatLabs «Forec»		
III.	Товар із підкріпленням	До продажу: відсутнє		
		Після продажу: персональна підтримка в обслуговуванні за додаткову плату.		
Вихідний код та математична модель будуть закриті. На ідею зареєстровано патент.				

Після формування маркетингової моделі товару слід відмітити, що проект буде захищено від копіювання за допомогою ноу-хау. Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (таблиця 4.20). Аналіз проведено експертним методом.

Таблиця 4.20 - Визначення меж встановлення ціни

<i>№ п/п</i>	<i>Рівень цін на товари-замінники</i>	<i>Рівень цін на товари-аналоги</i>	<i>Рівень доходів цільової групи споживачів</i>	<i>Верхня та нижня межі встановлення ціни на товар/послугу</i>
	1800\$	3500\$	У всіх трьох груп високий рівень доходів	Базова покупка 1000\$ Подальша персональна підтримка в обслуговуванні 150\$/місяць

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого було прийняте рішення (таблиця 4.21).

Таблиця 4.21 - Формування системи збуту

<i>№ n/n</i>	<i>Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів</i>	<i>Функції збуту, які має виконувати постачальник товару</i>	<i>Глибина каналу збуту</i>	<i>Оптимальна система збуту</i>
	Цільові клієнти – компанії, які бажають впровадити у своїй роботі сучасні засоби, які допоможуть отримати вигоду та покращити дохідність. Вони цікавляться сучасними розробками та інноваційними рішеннями, тому відвідують конференції, інтернет-конференції, семінари.	Встановлення контактів із споживачами і підтримання їх. Формування попиту і стимулювання збуту. Дослідницька робота зі збору маркетингової інформації. Доробка товару, виходячи з потреб конкретного покупця.	Один (від виробника одразу споживачу)	Прямий канал збуту до споживача, мінімізувати збутові витрати розвиток маркетингового спілкування із споживачем

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (таблиця 4.22).

Таблиця 4.22 - Концепція маркетингових комунікацій

<i>№ n/n</i>	<i>Специфіка поведінки цільових клієнтів</i>	<i>Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти</i>	<i>Ключові позиції, обрані для позиціонування</i>	<i>Завдання рекламного повідомлення</i>	<i>Концепція рекламного звернення</i>
	Цільові клієнти – компанії, які бажають впровадити у своїй роботі сучасні засоби, які допоможуть отримати вигоду та покращити дохідність. Вони цікавляться сучасними розробками та інноваційними рішеннями, тому відвідують конференції, інтернет-конференції, семінари.	Конференції, інтернет-конференції, семінари, огляд професійної літератури, інтернет, періодичні видання у різноманітних (профільних) галузях.	Позиція на основі порівняння фірми з товарами конкурентів ; Відмінні особливості споживача	Створення репутації фірми; збільшення чистого прибутку та рентабельності фірми; збільшення потоків покупців та обсягів продажу; стабілізація обсягів продажу в період зменшення попиту та загального спаду ділової активності.	Шукаєте вірний шлях для розвитку вашої компанії? Досить даремно гаяти час на вгадування вірної стратегії! Користуйтеся «Форес» і світле майбутнє вашій компанії забезпечено!

Результатом підрозділу стала ринкова (маркетингова) програма, що включає в себе концепції товару, збуту, просування та попередній аналіз можливостей ціноутворення, спирається на цінності та потреби потенційних клієнтів, конкурентні переваги ідеї, стан та динаміку ринкового середовища, в межах якого впроваджено проект, та відповідну обрану альтернативу ринкової поведінки.

Висновки до розділу

В даному розділі було проведено аналіз програмного продукту у якості стартап проекту. Можна зазначити, що у проекту є можливість комерціалізації, оскільки ринок потребує якісний продукт, що надає можливість створювати моделі нелінійних-нестационарних процесів.

На ринку наявна монополістична конкуренція, існує декілька фірм-конкурентів, але їх товар дещо відрізняється, тому вихід на ринок не буде легким і потребує грамотної стратегії виходу. Для впровадження ринкової реалізації проекту слід обрати альтернативу, яка передбачає розробку програмного продукту з подальшим розповсюдженням за певну плату.

Можна сказати, що подальший розвиток проекту є доцільним, оскільки він знайде свою цільову аудиторію.

ВИСНОВКИ ПО РОБОТІ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

У магістерській дисертації проаналізовано методи, за допомогою яких можна моделювати фінансово-економічні нелінійні нестационарні процеси та забезпечують можливості оцінювання короткострокових прогнозів економічних та інших показників. На їх основі реалізовано програмний продукт, за допомогою якого можливо визначати найкращі моделі для відповідних типів даних з мінімальними витратами ресурсів.

У результаті було досліджено такі методи, як побудова різнотипових регресійних моделей, метод групового урахування аргументів. На основі цього дослідження здійснено порівняльний аналіз методів між собою, а також досліджено ефективність роботи розробленого ПП у порівнянні з комерційними продуктами-аналогами. Наведені методи було практично застосовано для моделювання таких показників, як CPI, USD_CHF, RST та GR. Критеріями якості побудованих моделей були середньо-квадратична похибка, та абсолютна середня абсолютна похибка у процентах. Отримані результати засвідчили високу якість побудованих моделей та можливість їхнього практичного застосування в рамках розробленого продукту. Водночас варто зазначити, що для кожної конкретної ситуації неможливо заздалегідь передбачити, який з методів дасть найкращий прогноз.

Отже, загальний підхід до прогнозування нелінійних нестационарних фінансово-економічних процесів має бути комплексним та базуватися на сучасних методах системного аналізу та застосуванні ідеологічно різних математичних моделей (регресійний аналіз та методи інтелектуального аналізу даних). При цьому побудований прогноз стає підґрунтям для прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

У подальших дослідженнях планується використання методів моделювання і прогнозування, які логічно доповнюють вже використані у

роботі. Зокрема, будуть використані дерева рішень, баєсівські мережі, метод опорних векторів, та інші методи інтелектуального аналізу даних.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Небава М.І. Теорія макроекономіки: Навч. посіб. / М.І. Небава. – К.: Слово, 2005. – 536 с.
2. Бідюк П. І. Аналіз часових рядів (навчальний посібник) / П. І. Бідюк, В. Д. Романенко, О. Л. Тимошук. – К.: Політехніка, 2010. – 317 с.
3. Бідюк П.І., Коршевніук Л.О. Проектування комп'ютерних інформаційних систем підтримки прийняття рішень: Навчальний посібник. – Київ: ННК «ІПСІ» НУТУ «КПІ», 2010. – 340 с.
4. Молчанов И. Н. Компьютерный практикум по начальному курсу эконометрики (реализация на Eviews): Практикум / И. Н. Молчанов, И. А. Герасимова И. А. – Ростов-н/Д.: Ростовский государственный экономический университет, 2001. – 58 с.
5. Бокс Дж., Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс - М.: Мир, 1974. - 402 с.
6. Бідюк, П. І. Комп'ютерні системи підтримки прийняття рішень [Текст] : навч. посіб. / П. І. Бідюк, О. П. Гожий, Л. О. Коршевніук ; Нац. техн. ун-т України "Київ. політехн. ін-т", Ін-т приклад. систем. аналізу, Чорномор. держ. ун-т ім. Петра Могили. - Миколаїв : Вид-во ЧДУ ім. Петра Могили ; К., 2012. - 379 с.
7. Бидюк П.И. Курс лекций по анализу временных рядов [Текст]. / П.И. Бидюк– К.: НТУУ «КПИ», 2009. – 450 с.
8. Ставицький А.В. Навчально-методичний комплекс з курсів „Прогнозування” та „Фінансове прогнозування” / А.В. Ставицький. – К., 2006. – 107 с.
9. Бідюк П. І. Часові ряди: моделювання і прогнозування / Бідюк П.І., Савенков О. І., Баклан І.В. – К.: ЕКМО, 2003. – 144 с.

10. Бідюк П.І. Адаптивне прогнозування фінансово-економічних процесів на основі принципів системного аналізу / П. І. Бідюк // Наукові вісті. - 2009. - № 5. - С. 54-61
11. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования/ Ю.П. Лукашин – М.: Финансы и статистика, 2003. – 414 с.
12. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем. Навчальний посібник . – К.: Видавничий дім «Слово», 2004. – 352 с.
13. Ivakhnenko A.G. The Review of Problems Solvable by Algorithms of the Group Method of Data Handling (GMDH) / A.G. Ivakhnenko, G.A. Ivakhnenko // Pattern Recognition and Image Analysis. - 1995. - Vol. 5, No. 4 - PP. 527-535.
14. Enders W. Applied Econometric Time Series. / W. Enders – New York: John Wiley and Sons, 1995 – 433 p.
15. Єріна А. М. Статистичне моделювання та прогнозування: Навч. посібник. / Єріна А. М. – К.: КНЕУ, 2001. – 170 с.
16. Отнес Р. Прикладной анализ временных рядов. / Отнес Р., Эноксон Л. - М.: Мир, 1982. – 428 с.
17. Добробуш Р. Макроекономіка / Р Добробуш, С. Фішер. — К.: Основи, 1996. — 93 с.
18. Кондратьев Н. Д. Проблемы экономической динамики. / Н. Д. Кондратьев – М.: Экономика, 1989. – 526 с.
19. Методологічні пояснення щодо організації статистичного спостереження за змінами цін (тарифів) на споживчі товари (послуги) і розрахунку індексу споживчих цін [Електронний ресурс] // Держстат України : [офіційний веб портал]. – Режим доступу: http://www.ukrstat.gov.ua/operativ/operativ2005/ct/cn_rik/isc/isc_u/isc_met.html вільний. – Назва з екрана.
20. Что такое Валовая выручка|Gross Revenue [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://allfi.biz/glossary/eng/G/gross-revenue.php>

ДОДАТОК А ІЛЮСТРАТИВНІ МАТЕРІАЛИ ДЛЯ ДОПОВІДІ

Слайд 1



Моделі і методи для прогнозування нелінійних нестационарних процесів в економіці та фінансах

Виконала:

студентка групи КА-62м

Ніколенко Вікторія Олександрівна

Науковий керівник: д.т.н., проф. Бідюк П.І.



Слайд 2



Тематика дослідження: дослідження нелінійних нестационарних процесів довільної природи, порівняльний аналіз методів прогнозування на основі інтелектуального аналізу даних.

Об'єкт дослідження: нелінійні нестационарні процеси в економіці та фінансах.

Предмет дослідження: математичні моделі і методи опису нелінійних нестационарних процесів та методи оцінювання прогнозів на їх основі.

Мета роботи: дослідження процесів адаптації моделей і функцій прогнозування. Створення системи для моделювання нелінійних нестационарних процесів та побудови прогнозів за вибраною моделлю.



Слайд 3**Актуальність роботи**

Розвиток фінансово-економічних процесів має складний характер:

- наявність нестационарності
- нелінійності

Це призводить до необхідності пошуку нових структур прогнозних моделей для підвищення якості прогнозів. Вони необхідні для подальшого використання при прийнятті управлінських рішень.

**Слайд 4****Постановка задачі**

1. Виконати аналіз загальної проблеми моделювання нелінійних нестационарних процесів.
2. Розглянути методи моделювання і прогнозування нелінійних нестационарних процесів; вибрати структури моделей для подальшого використання.
3. Застосувати різні методи моделювання та прогнозування до досліджуваних процесів і провести порівняльний аналіз отриманих результатів.
4. Виробити рекомендації стосовно можливостей подальшого вдосконалення розробленої системи



Слайд 5



Слайд 6

Поширені типи моделей фінансово-економічних процесів

- АРКС(p,q)

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + \sum_{i=1}^q b_i v(k-i) + \varepsilon(k)$$

$a_0 = \text{const}$; $a_1 \dots a_p$ – коефіцієнти авторегресії; $b_1 \dots b_q$ – коефіцієнти ковзного середнього;
 p – порядок авторегресії; q – порядкок ковзного середнього; $\varepsilon(k)$ – випадкова величина

- АРІКС(p,d,q)

d – число одиничних коренів характеристичного рівняння;

Слайд 7

Поширені типи моделей фінансово-економічних процесів

- Умовно гетероскедастична авторегресія

$$\hat{\varepsilon}^2(k) = \alpha_0 + \alpha_1 \hat{\varepsilon}^2(k-1) + \alpha_2 \hat{\varepsilon}^2(k-2) + \dots + \alpha_q \hat{\varepsilon}^2(k-q) + v(k)$$

залишки $\varepsilon(k)$ можуть бути отримані на основі рівнянь регресії, або авторегресії з ковзним середнім

- Модель з трендом

$$y(k) = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i y(k-i) + b_1 k + \dots + b_m k^m$$

$b_1 k + \dots + b_m k^m$ – тренд – поліном порядку m

7

Слайд 8

Концепція адаптивного прогнозування

№ п/п	Позначення	Вираз для обчислення
1	$R\ 1$	$2\ Pivot - L$
2	$R\ 2$	$Pivot + (H - L)$
3	$R\ 3$	$H + 2\ (Pivot - L)$
4	$Pivot$	$(H + L + C)/3$
5	$S\ 1$	$2\ Pivot - H$
6	$S\ 2$	$Pivot - (H - L)$
7	$S\ 3$	$L - 2\ (H - Pivot)$

H – найвища ціна минулого дня;
 L – найнижча ціна минулого дня;
 C – ціна закриття минулого дня;
 $Pivot$ – "точка" розвороту;
 $S1$ – перший рівень підтримки;
 $S2$ – другий рівень підтримки;
 $S3$ – третій рівень підтримки;
 $R1$ – перший рівень супротиву;
 $R2$ – другий рівень супротиву;
 $R3$ – третій рівень супротиву.

8

Слайд 9

Концепція адаптивного прогнозування

Для прогнозування напрямку руху **максимальної** ціни вибраної акції побудована модель має такий вигляд:

$$g_{\max 1}(x_1) = \frac{e^{x_1(k)}}{1 + e^{x_1(k)}} \quad x_1(k) = -0,993 + 1,604 \cdot \hat{S}1(k) - 0,649 \cdot \hat{S}2(k) + 0,363 \cdot \hat{S}3(k) + 0,355 \cdot \hat{P}(k) - 0,298 \cdot \hat{R}1(k) - 0,217 \cdot \hat{R}2(k) - 0,278 \cdot \hat{R}3(k)$$

Порогове значення ймовірності вибираємо з умови мінімуму похибок 1-го та 2-го роду. В данному випадку за порогове вибрано значення 0,29; похибка першого роду складає 18, другого – 57, а кількість правильно спрогнозованих співпадань напрямку руху цінового процесу складає 173 (69,76%).

Для **мінімальної** ціни активу побудована така модель логістичної регресії:

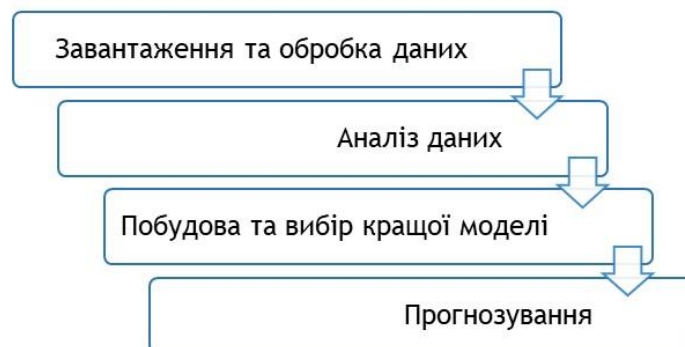
$$g_{\min}(x_2) = \frac{e^{x_2(k)}}{1 + e^{x_2(k)}} \quad x_2(k) = -0,139 + 1,21 \cdot \hat{S}1(k) - 0,979 \cdot \hat{S}2(k) - 0,472 \cdot \hat{S}3(k) - 0,22 \cdot \hat{P}(k) + 0,423 \cdot \hat{R}1(k) + 0,577 \cdot \hat{R}2(k) - 0,01 \cdot \hat{R}3(k)$$

Для порогового значення ймовірності 0,42 похибка першого роду складала 21, другого – 63, а кількість коректно спрогнозованих співпадань напрямку руху дорівнює 164 (66,13%)

9

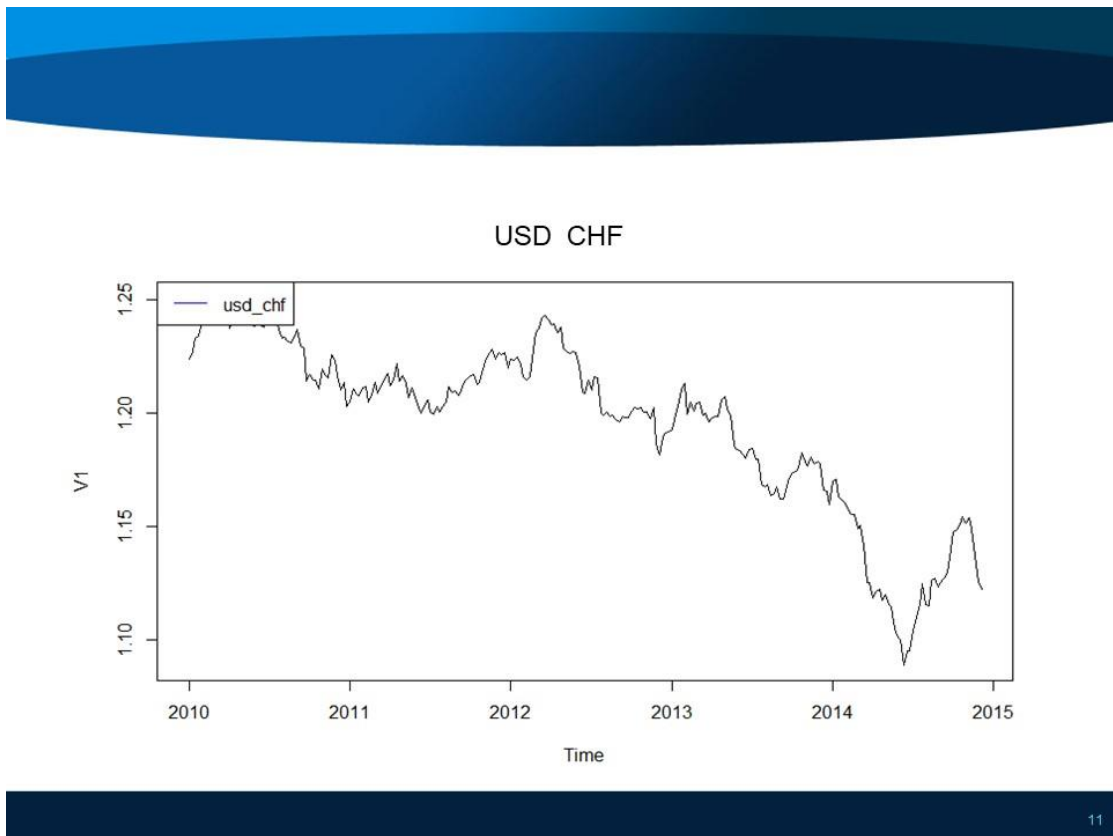
Слайд 10

Архітектура програмного продукту

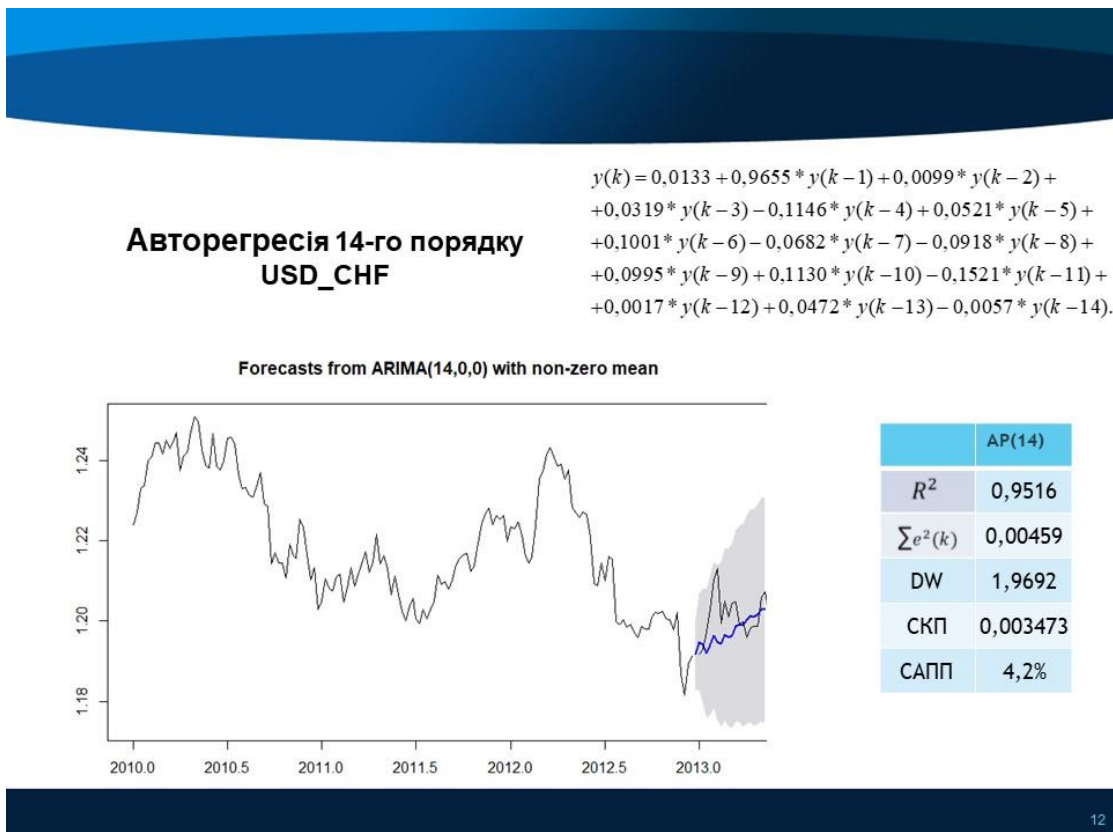


10

Слайд 11



Слайд 12

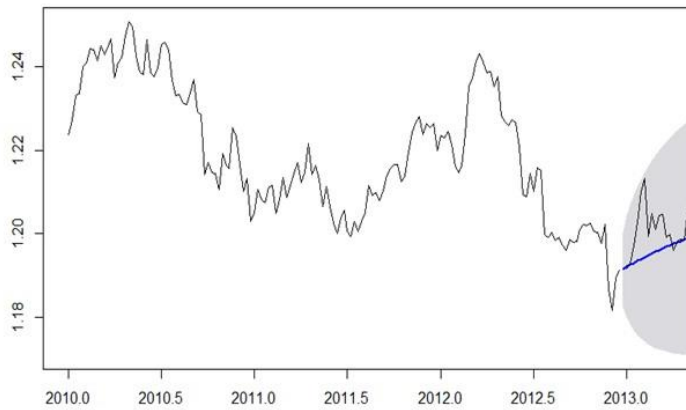


Слайд 13

Авторегресія 5-го порядку USD_CHF

$$y(k) = 0.0140 + 0.9637 * y(k-1) - 0.0114 * y(k-2) + 0.0832 * y(k-3) - 0.1271 * y(k-4) + 0.0796 * y(k-5)$$

Forecasts from ARIMA(5,0,0) with non-zero mean



	AP(5)
R^2	0,9541
$\sum e^2(k)$	0,00463
DW	2,0024
СКП	0,00378
САПП	4,52%

13

Слайд 14

МГУА USD_CHF

$$Y1[t] = -0.44331 + \text{time} * (-0.000169013) + "x1[t-12], \text{cubert}" * 1.56472$$



	МГУА
R^2	0,628
СКП	0,498
САПП	1,278%

14

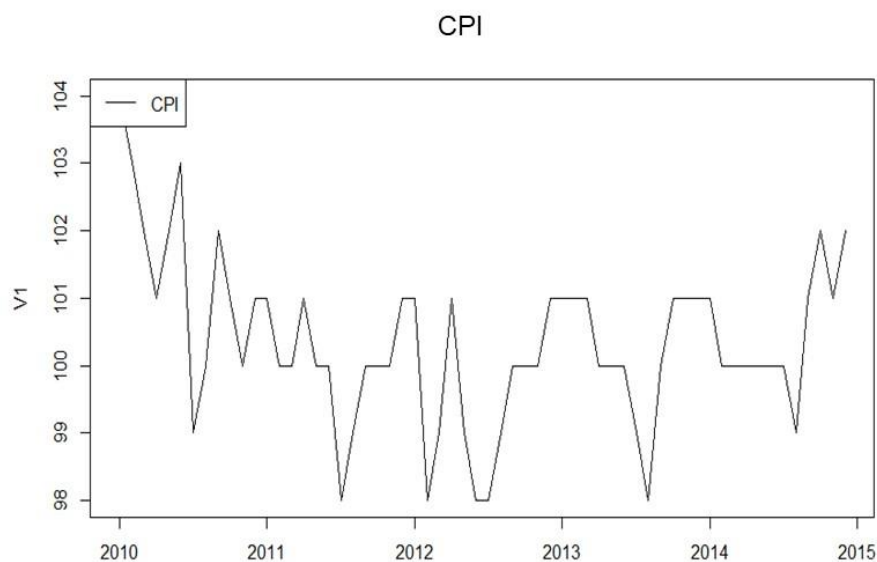
Слайд 15

Порівняння результатів прогнозування для часового ряду USD_CHF

Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
AP(14)	0,9516	0,00459	1,9692	0,003473	4,2
AP (5)	0,9541	0,00463	2,0024	0,00378	4,524
МГУА	0,628			0,498	1,278

15

Слайд 16



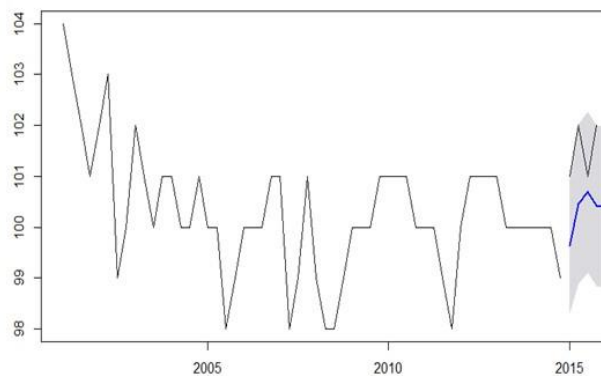
16

Слайд 17

Авторегресія 15-го порядку CPI

$$y(k) = 43,366 + 0,6586 * y(k-1) - 0,4392 * y(k-2) + 0,4476 * y(k-3) - \\ - 0,1289 * y(k-4) - 0,0756 * y(k-5) + 0,0068 * y(k-6) - 0,0273 * y(k-7) - \\ - 0,0604 * y(k-8) - 0,0178 * y(k-9) + 0,1186 * y(k-10) - 0,0039 * y(k-11) + \\ + 0,5283 * y(k-12) - 0,3695 * y(k-13) + 0,1725 * y(k-14) - \\ - 0,2428 * y(k-15).$$

Forecasts from ARIMA(15,0,0) with non-zero mean



	AP(15)
R^2	0,544
$\sum e^2(k)$	0,696
DW	2,035
СКП	1,0504
САПП	3,28%

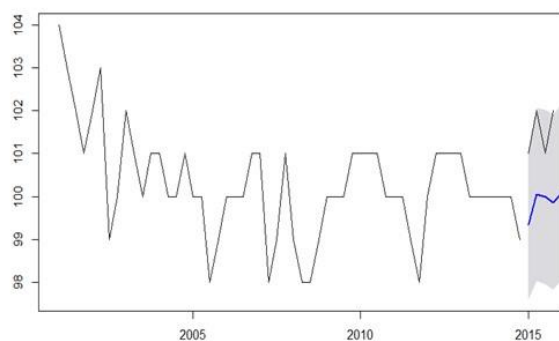
17

Слайд 18

Авторегресія 3-го порядку з ковзним середнім порядку 5 CPI

$$y(k) = 27,1206 + 1,1446 * y(k-1) - 0,7030 * y(k-2) + 0,2875 * y(k-3) - \\ - 0,4281 * v(k-1) + 0,0572 * v(k-2) + 0,2875 * v(k-3) - 0,156 * v(k-4) - \\ - 0,3263 * v(k-5).$$

Forecasts from ARIMA(3,0,5) with non-zero mean



	АРКС(3,5)
R^2	0,9496
$\sum e^2(k)$	1,038
DW	2,7359
СКП	0,909
САПП	2,81%

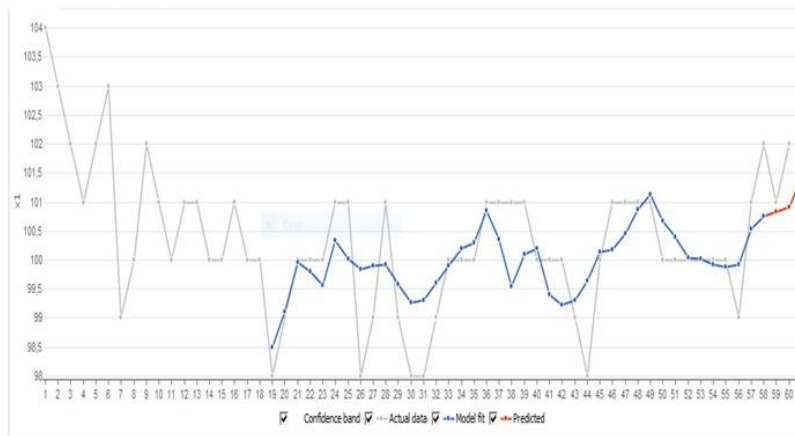
18

Слайд 19



МГУА СРІ

$$Y1[t] = 316.384 + "x1[t-5], cubert"*(-37.8545) + "x1[t-3], cubert"*(-8.68243)$$



	МГУА
R^2	0,45712
СКП	0,7747
САПП	0,61524%

19

Слайд 20



Порівняння результатів прогнозування для часового ряду СРІ

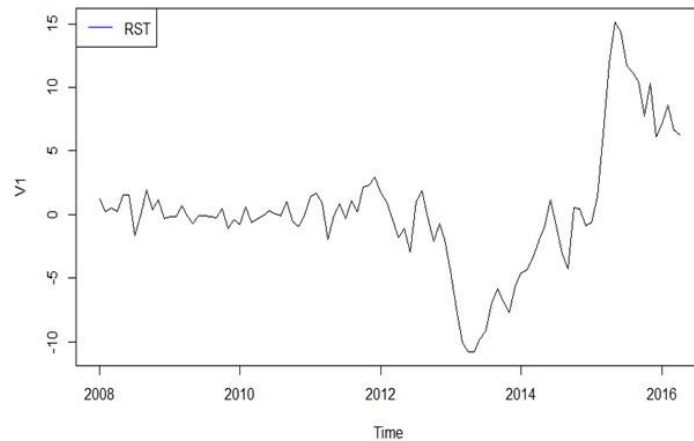
Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
АР(15)	0,544	0,696	2,035	1,0504	3,28
АРКС (3,5)	0,9496	1,038	2,7359	0,909	2,81
МГУА	0,45712			0,7747	0,61524

20

Слайд 21



RST



21

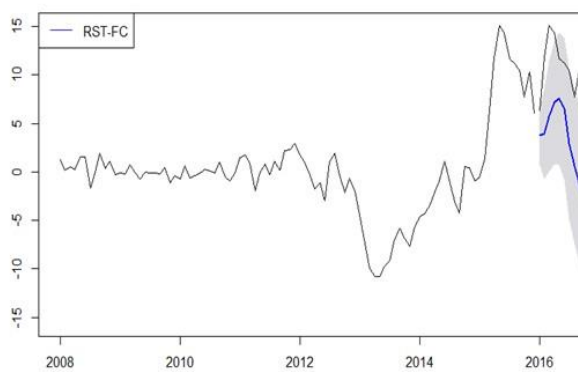
Слайд 22



Авторегресія 14-го порядку RST

$$y(k) = -0,0974 + 1,1098 * y(k-1) - 0,1776 * y(k-2) - 0,0297 * y(k-3) - \\ -0,0051 * y(k-4) + 0,1289 * y(k-5) - 0,0809 * y(k-6) - 0,0747 * y(k-7) - \\ -0,1301 * y(k-8) + 0,3111 * y(k-9) - 0,0717 * y(k-10) + 0,0392 * y(k-11) - \\ -0,1999 * y(k-12) + 0,3538 * y(k-13) - 0,367 * y(k-14).$$

Forecasts from ARIMA(14,0,0) with non-zero mean



	AP(14)
R^2	0,91
$\sum e^2(k)$	1,567
DW	1,946
СКП	2,22
САПП	3,84%

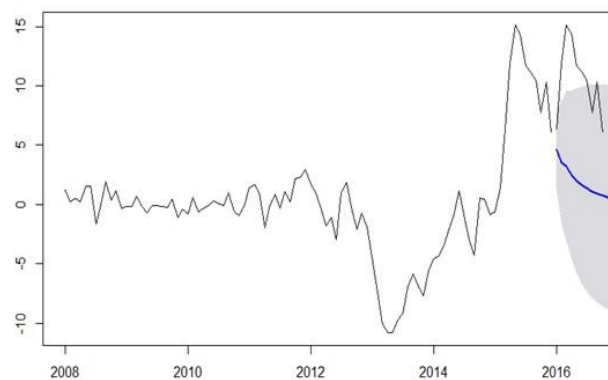
22

Слайд 23

Авторегресія 5-го порядку RST

$$y(k) = 0,0504 + 1,0972 * y(k-1) - 0,1664 * y(k-2) + 0,0086 * y(k-3) + 0,0031 * y(k-4) - 0,118 * y(k-5).$$

Forecasts from ARIMA(5,0,0) with non-zero mean



	AP(5)
R^2	0,881
$\sum e^2(k)$	1,7161
DW	2,0003
СКП	3,084
САПП	5,7%

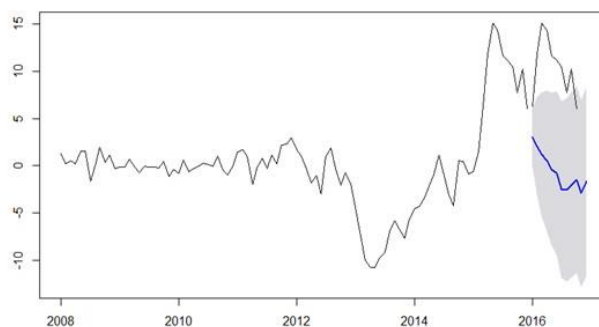
23

Слайд 24

Авторегресія 14-го порядку з ковзним середнім порядку 6 RST

$$y(k) = -0,1694 + 0,7666 * y(k-1) - 0,2212 * y(k-2) + 0,0918 * y(k-3) + 0,6318 * y(k-4) - 0,0669 * y(k-5) - 0,0281 * y(k-6) - 0,3432 * y(k-7) - 0,0723 * y(k-8) + 0,1748 * y(k-9) - 0,0125 * y(k-10) + 0,1072 * y(k-11) - 0,0728 * y(k-12) + 0,2445 * y(k-13) - 0,447 * y(k-14) + 0,3569 * v(k-1) + 0,3941 * v(k-2) + 0,3301 * v(k-3) - 0,4632 * v(k-4) - 0,3127 * v(k-5) - 0,3943 * v(k-6).$$

Forecasts from ARIMA(14,0,6) with non-zero mean



	АРКС(14, 6)
R^2	0,9357
$\sum e^2(k)$	2,0124
DW	1,144
СКП	4,306
САПП	6,18%

24

Слайд 25

Авторегресія 5-го порядку з квадратичним трендом RST

Dependent Variable: RST
Method: Least Squares
Date: 06/05/16 Time: 00:49
Sample (adjusted): 6 100
Included observations: 95 after adjustments
RST=C(1)+C(2)*RST(-1)+C(3)*RST(-2)+C(4)*RST(-3)+C(5)*RST(-4)+C(6)*RST(-5)+C(7)*K+C(8)*K2

	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C(1)	0.540648	0.742731	0.727919	0.4686
C(2)	1.060074	0.107005	9.906769	0.0000
C(3)	-0.168990	0.156169	-1.082099	0.2822
C(4)	0.009839	0.158695	0.061999	0.9507
C(5)	0.005448	0.157561	0.034579	0.9725
C(6)	-0.025252	0.107743	-0.234377	0.8152
C(7)	-0.040421	0.034520	-1.170945	0.2448
C(8)	0.000466	0.000329	1.415894	0.1604

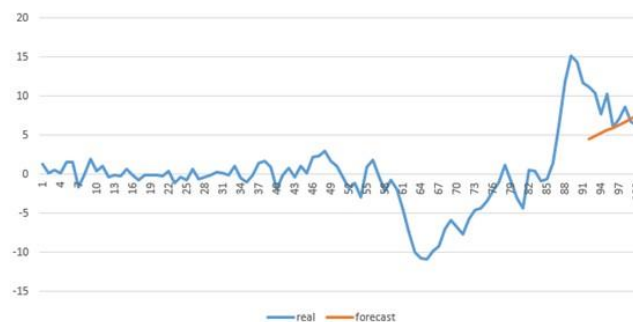
R-squared	0.886090	Mean dependent var	0.236716
Adjusted R-squared	0.876925	S.D. dependent var	5.019531
S.E. of regression	1.760954	Akaike info criterion	4.050040
Sum squared resid	29.78344	Schwarz criterion	4.265104
Log likelihood	-184.3769	Hannan-Quinn criter.	4.136942
F-statistic	96.68033	Durbin-Watson stat	2.001821
Prob(F-statistic)	0.000000		

25

Слайд 26

Авторегресія 5-го порядку з квадратичним трендом RST

$$y(k) = 0,541 + 1,06 * y(k-1) - 0,169 * y(k-2) + 0,0098 * y(k-3) + \\ + 0,0054 * y(k-4) - 0,02525 * y(k-5) - 0,040 * k + 0,00046 * k^2.$$



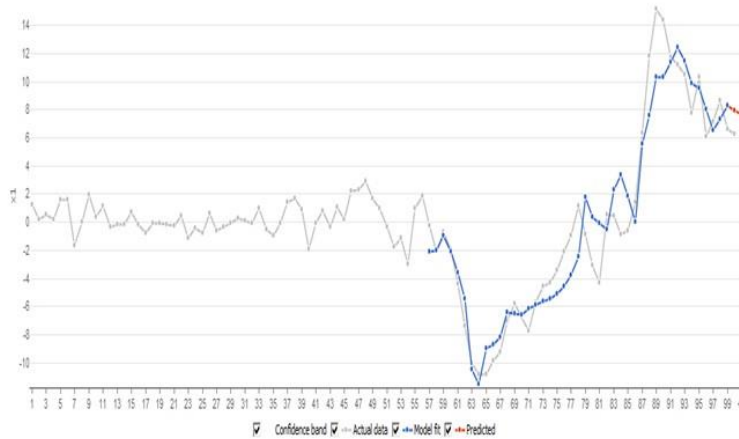
	AP(5)+k2
R^2	0,886
$\sum e^2(k)$	29,7834
DW	2,001
СКП	3,948
САПП	5,9%

26

Слайд 27

МГУА RST

$Y1[t] = 0.998017 + "x1[t-1], \text{cubert}" * 3.22661 + "x1[t-3], \text{cubert}" * 1.09025 + "x1[t-8],$
 $\text{cubert}" * (-1.20318) + "x1[t-11], \text{cubert}" * (-0.428972) + "x1[t-12],$
 $\text{cubert}" * 0.412343 + "x1[t-4], \text{cubert}" * 0.506062.$



	АРКС(14,6)
R^2	0,9162
СКП	2,664
САПП	5,28%

27

Слайд 28

Порівняння результатів прогнозування для часового ряду RST

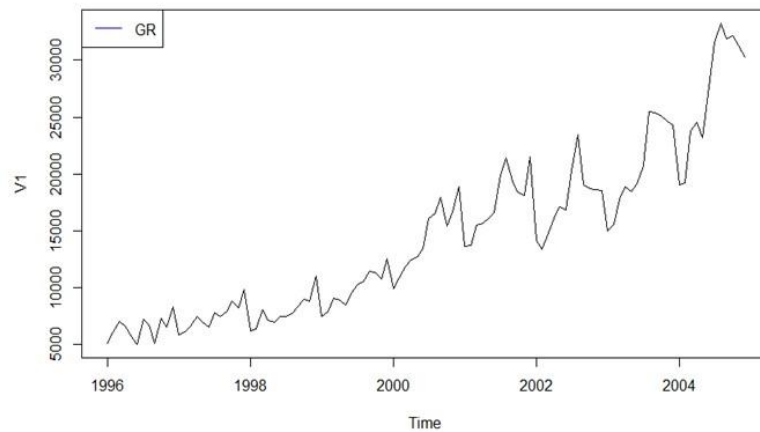
Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
AP(14)	0,91	1,567	1,946	2,22	3,84
AP(5)	0,881	1,7161	2,0003	3,084	5,7
АРКС (3,5)	0,9357	2,0124	1,144	4,306	6,18
AP(5)+k2	0,886	29,7834	2,001	3,948	5,9
МГУА	0,9162			2,6639	5,2781

28

Слайд 29



GR



29

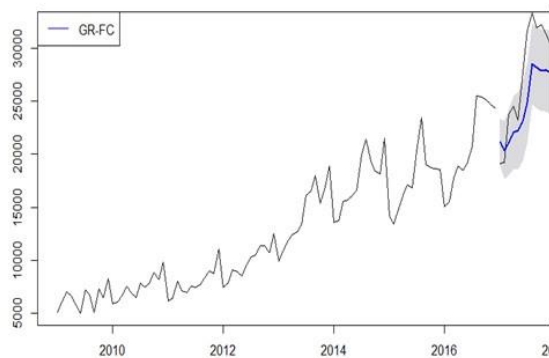
Слайд 30



Авторегресія 13-го порядку GR

$$y(k) = -23,2267 + 0,8006 * y(k-1) - 0,0204 * y(k-2) + 0,1980 * y(k-3) - \\ -0,0778 * y(k-4) - 0,1195 * y(k-5) - 0,0915 * y(k-6) + 0,049 * y(k-7) - \\ +0,1996 * y(k-8) - 0,019 * y(k-9) + 0,0661 * y(k-10) - 0,0583 * y(k-11) - \\ +0,6971 * y(k-12) - 0,5836 * y(k-13)$$

Forecasts from ARIMA(13,0,0) with non-zero mean



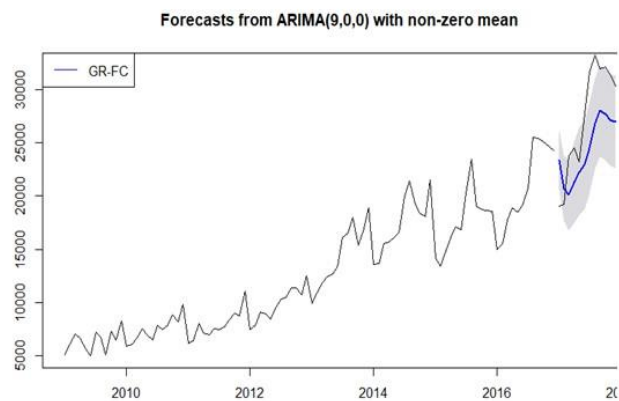
	AP(13)
R^2	0,97
$\sum e^2(k)$	1180,84
DW	2,09
СКП	1760,38
САПП	1,88%

30

Слайд 31

Авторегресія 9-го порядку GR

$$y(k) = -58,2995 + 0,6005 * y(k-1) + 0,1344 * y(k-2) + 0,2679 * y(k-3) + \\ + 0,0205 * y(k-4) - 0,2479 * y(k-5) - 0,3625 * y(k-6) + 0,1359 * y(k-7) + \\ + 0,3401 * y(k-8) - 0,1689 * y(k-9).$$



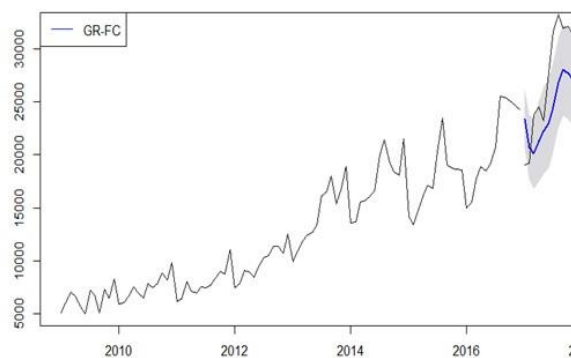
	AP(9)
R^2	0,954
$\sum e^2(k)$	1515,07
DW	2,0013
СКП	2947,6
САПП	3,152%

31

Слайд 32

Авторегресія 13-го порядку з ковзним середнім порядку 2 GR

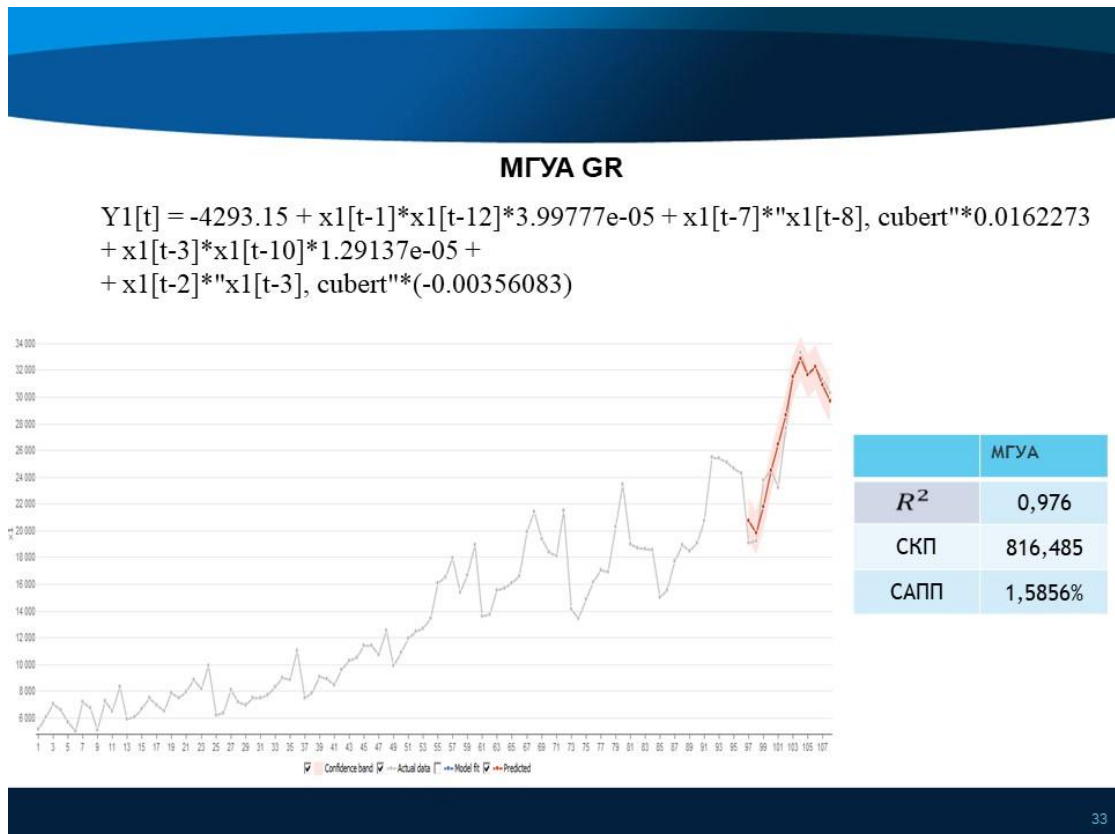
$$y(k) = 101,5948 + 1,1018 * y(k-1) + 0,0192 * y(k-2) + 0,0438 * y(k-3) - \\ - 0,1646 * y(k-4) - 0,1465 * y(k-5) - 0,0244 * y(k-6) + 0,1603 * y(k-7) + \\ + 0,2244 * y(k-8) - 0,1407 * y(k-9) - 0,0131 * y(k-10) - 0,0728 * y(k-11) + \\ + 0,7389 * y(k-12) - 0,7314 * y(k-13) - 0,3671 * v(k-1) - 0,3632 * v(k-2).$$



	АРКС(13,2)
R^2	0,987
$\sum e^2(k)$	1296,48
DW	2,393
СКП	3315,99
САПП	8,4%

32

Слайд 33



Слайд 34

Порівняння результатів прогнозування для часового ряду GR

Тип моделі	Адекватність моделі			Характеристика прогнозу	
	R^2	$\sum e^2$	DW	СКП	САПП %
АР(13)	0,97	1180,84	2,09	1760,38	1,88
АР(9)	0,954	1515,07	2,0013	2947,59	3,152
АРКС (13,2)	0,987	1296,48	2,393	3315,99	8,4
МГУА	0,976			816,485	1,5856

Слайд 35

Висновки

1. Виконано аналіз та удосконалення процесу побудови регресійних моделей за статистичними даними для нелінійних та нестационарних процесів.
2. Розглянуто і використано методи, що дають можливість моделювати нелінійні нестационарні фінансово-економічні процеси та оцінювати короткострокові прогнози на основі побудованих моделей.
3. Розроблено та програмно реалізовано програмний продукт для побудови моделей та оцінок прогнозів нелінійних нестационарних процесів (на мові програмування R). Виконано порівняльний аналіз використаних методів.
4. У подальших дослідженнях планується використання методів моделювання і прогнозування, які логічно доповнюють вже використані у роботі. Зокрема, будуть використані дерева рішень, байєсівські мережі, метод опорних векторів, та інші методи інтелектуального аналізу даних.

35

Слайд 36

Публікації:

1. Ніколенко В.О. Застосування методів інтелектуального аналізу даних для оцінки ВВП України: матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції (м. Одеса, 29–30 липня 2016 р.) / ГО «Інститут освітньої та молодіжної політики»; Науково-навчальний центр прикладної інформатики НАН України. – Київ : ГО «Інститут освітньої та молодіжної політики», 2016. – 172 с
2. Ніколенко В.О. Аналіз (моделювання і прогнозування) нелінійних нестационарних процесів у фінансово-економічній сфері // Університетський науковий збірник «Системні науки та кібернетика» – К.: NTUU «KPI», 2018 (прийнято до друку).

36

Слайд 37

Дякую за увагу!

